



Universidad
Zaragoza

Trabajo Fin de Grado

Valoración del uso de un software de Inteligencia
Artificial en ecografías morfológicas fetales
(Experiencia de usuario)

Evaluation of the use of Artificial Intelligence
software in fetal morphological ultrasounds
(User experience)

Autora

Cayetana Mendívil Gil

Director/es

Jara Pascual Mancho

Mauricio Tajada Duaso

Facultad de Medicina

Curso 2024-2025

AGRADECIMIENTOS

A mis tutores, por su guía en la elaboración de este trabajo.

A mis padres y familia, por darme la oportunidad de estudiar esta carrera, y por su amor y apoyo durante todos estos años.

A mi pareja y amigos, por acompañarme en este camino y hacerme feliz.

Y a mi abuelo, por su ejemplo como profesional sanitario.

ÍNDICE

LISTA DE ABREVIATURAS Y ACRÓNIMOS	I
RESUMEN/PALABRAS CLAVE	II
ABSTRACT/KEY WORDS	III
1. INTRODUCCIÓN	1
1.1. DIAGNÓSTICO PRENATAL DE MALFORMACIONES FETALES	1
1.1.1. Contextualización	1
1.1.2. Ecografía morfológica fetal	3
1.1.3. Limitaciones y errores del estudio ecográfico	8
1.2. INTELIGENCIA ARTIFICIAL	10
1.2.1. Definición y conceptos clave	10
1.3. EMPLEO DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN MEDICINA	14
1.3.1. Inteligencia artificial en ecografía prenatal	15
1.4. DESAFÍOS DE LA IA EN OBSTETRICIA Y ASPECTOS ÉTICOS	20
2. JUSTIFICACIÓN Y OBJETIVOS	23
3. MATERIALES Y MÉTODOS	24
3.1. TIPO DE ESTUDIO	24
3.2. ÁMBITO Y CONTEXTO	24
3.3. DISEÑO	24
3.4. POBLACIÓN Y MUESTRA	24
3.5. INSTRUMENTO DE RECOGIDA DE DATOS	25
3.6. PROCEDIMIENTO	25
3.7. ANÁLISIS DE DATOS	26
3.8. CONSIDERACIONES ÉTICAS	26
4. RESULTADOS	27
5. DISCUSIÓN	36
6. CONCLUSIONES	40
6.1. CONCLUSIONES DE REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA	40
6.2. CONCLUSIONES DEL ESTUDIO EXPERIENCIA DEL USUARIO	40
7. BIBLIOGRAFÍA	41
8. ANEXOS	45
8.1. ANEXO I. APROBACIÓN DEL TRABAJO POR EL CEICA	45
8.2. ANEXO II. ENCUESTA APLICADA A LOS FACULTATIVOS	46

LISTA DE ABREVIATURAS Y ACRÓNIMOS

3TV: Corte de tres vasos y tráquea

CA: Circunferencia Abdominal

CC: Circunferencia Cefálica

CC: Cardiopatías Congénitas

CE: Conformidad Europea

CEICA: Comité de Ética de la Investigación de la Comunidad Autónoma de Aragón

CME: Centro Médico de Especialidades

CNN: Redes Neuronales Convolucionales

DBP: Diámetro Biparietal

DL: Deep Learning (aprendizaje profundo)

EUROCAT: European Surveillance of Congenital Anomalies (Vigilancia Europea de Anomalías Congénitas)

FDA: Administración de Alimentos y Medicamentos

FL: Longitud del fémur

IA: Inteligencia Artificial

ISOUG: Sociedad Internacional de Ultrasonido en Obstetricia y Ginecología

ML: Machine Learning (aprendizaje automático)

OMS: Organización Mundial de la Salud

PC: Perímetro Cefálico

PFE: Peso Fetal Estimado

SALUD: Servicio Aragonés de Salud

SEGO: Sociedad Española de Ginecología y Obstetricia

SIRM: Sociedad Italiana de Radiología Médica e Intervencionista

TFG: Trabajo Final de Grado

RESUMEN/PALABRAS CLAVE

Introducción: Las anomalías congénitas representan un problema de salud global por su alta incidencia y mortalidad neonatal. La ecografía morfológica del segundo trimestre es clave para su detección precoz. No obstante, su rendimiento diagnóstico está condicionado por múltiples factores. En las últimas décadas, la Inteligencia Artificial (IA) ha demostrado su capacidad como herramienta de apoyo. Actualmente, estos sistemas ya están integrados en ecógrafos de uso clínico. Sin embargo, su impacto real en la práctica diaria y la percepción de los profesionales sanitarios sigue poco explorada. Por ello, este trabajo tiene como objetivo evaluar, mediante una encuesta, la opinión de los facultativos del Hospital Miguel Servet sobre la implantación de un software de IA en las ecografías de diagnóstico prenatal.

Material y métodos: Se llevó a cabo un estudio de tipo observacional, descriptivo y transversal, basado en una encuesta elaborada mediante Google Forms y difundida durante el mes de abril. Participaron 9 ecografistas del Servicio de Obstetricia y Ginecología, todos con experiencia en ecografía morfológica fetal y uso de software. Se recogieron datos sociodemográficos y clínicos, percepciones sobre la utilidad, confianza, dificultades y beneficios del sistema. La participación fue voluntaria, anónima y no implicó cambios en la práctica asistencial. El análisis posterior fue de tipo descriptivo, debido al tamaño muestral.

Resultados: La mayoría de los facultativos consideró que el software es útil y aporta seguridad diagnóstica. Siete participantes percibieron un aumento en la confianza durante la exploración, aunque más de la mitad no experimentó un ahorro de tiempo respecto a la ecografía convencional. Entre los beneficios destacaron la confianza y precisión diagnóstica; entre las dificultades, el aumento del tiempo de evaluación y problemas de integración técnica. La aceptación general fue positiva.

Conclusiones: Los resultados coinciden con estudios previos, que señalan el valor de la IA como herramienta de apoyo, no como sustituto, sin encontrarse fuertes tendencias marcadas por la edad o experiencia del facultativo. Las limitaciones del estudio incluyen el pequeño tamaño muestral y su carácter transversal. En conclusión, la IA tiene potencial, pero requiere adaptación estructurada y formativa para su integración plena en el diagnóstico prenatal.

Palabras clave: Inteligencia artificial, ecografía, diagnóstico prenatal, aprendizaje automático, redes neuronales, anomalías congénitas.

ABSTRACT/KEY WORDS

Background: Congenital anomalies represent a global health problem due to their high incidence and neonatal mortality. The second-trimester morphological ultrasound is the key for early detection. However, its diagnostic performance is influenced by multiple factors. In recent decades, Artificial Intelligence (AI) has demonstrated its capacity as a support tool. Currently, these systems are already integrated in ultrasound scanners for clinical use. However, their real impact on daily clinical practice and the perception of healthcare professionals remains underexplored. Therefore, the aim of this study is to carry out a literature review on the current use of AI in obstetric ultrasound and to evaluate, through a survey, the opinions of professionals from Miguel Servet Hospital on the implementation of AI-based software in prenatal diagnostic ultrasound.

Methods: An observational, descriptive and cross-sectional study was carried out, based on a survey created using Google Forms and distributed during the month of April. A total of 9 sonographers from the Obstetrics and Gynecology Department participated, all with experience in second-trimester fetal morphology ultrasound and software use. Sociodemographic and clinical data were collected, as well as perceptions about the usefulness, confidence, challenges and benefits of the system. Participation was voluntary, anonymous and did not imply changes in the routine clinical practice. Subsequent analysis was descriptive, given the limitations of the sample size.

Results: Most professionals considered the software useful and provides diagnostic confidence. Seven participants perceived an increase in confidence during the examinations, although more than half did not experience any time savings compared to conventional ultrasound. Among the benefits, diagnostic confidence and precision stood out; main difficulties involved longer evaluation times and technical integration issues. Overall acceptance was positive.

Conclusions: The results are consistent with previous studies, highlighting the value of AI as a support tool rather than a replacement, without strong trends being observed based on the age or experience of the professional. Limitations of the study include the small sample size and its cross-sectional design. In conclusion, AI shows strong potential, but its full integration into prenatal diagnosis requires structured and educational adaptation.

Keywords: Artificial Intelligence, ultrasound, prenatal diagnosis, machine learning, neural networks, congenital anomalies

1. INTRODUCCIÓN

Para elaborar el marco teórico, se ha realizado una amplia búsqueda bibliográfica entre noviembre de 2024 y mayo de 2025, con el fin de aunar la literatura más actual y relevante publicada hasta el momento sobre la utilidad de la IA en la ecografía obstétrica, sobre todo para la detección de anomalías congénitas. Asimismo, se consultaron las guías actuales de la Sociedad Española de Obstetricia y Ginecología para el manejo de la ecografía del segundo trimestre y la ecocardiografía. Se consultaron bases de datos como PubMed, Web of Science, Elsevier y Google Académico, utilizando palabras clave como “ecografía prenatal”, “defectos congénitos”, “diagnóstico prenatal”, “redes neuronales”, “inteligencia artificial” en español, y “prenatal ultrasound”, “congenital anomalies”, “neuronal nets”, “artificial intelligence” en inglés.

1.1. DIAGNÓSTICO PRENATAL DE MALFORMACIONES FETALES

1.1.1. Contextualización

Las anomalías congénitas, también denominadas defectos o malformaciones congénitas, son definidas por la Organización Mundial de la Salud (OMS) como “Toda anomalía estructural o funcional que ocurre durante la vida intrauterina y que puede detectarse en el periodo prenatal, en el parto o durante la primera infancia”. Se trata de un grupo de patologías de gran importancia clínica debido a su frecuencia, a su impacto sobre la calidad de vida y al coste económico que generan.

Pese a los continuos avances, los defectos congénitos representan una causa importante de muerte fetal prenatal y neonatal, tanto en países industrializados como en desarrollo. La OMS estimó que son causa de un 5% de las muertes neonatales en todo el mundo. Se estima que cada año se diagnostican 3 millones de niños con anomalías congénitas graves en todo el mundo, y que 303.000 neonatos menores de 4 semanas de vida fallecen anualmente a causa de ellas.

Las cardiopatías congénitas (CC) son las anomalías congénitas graves más frecuentes, con una incidencia aproximada del 0,8-1% de los recién nacidos vivos. En el momento actual, alrededor del 15% de las CC diagnosticadas prenatalmente provocarán el fallecimiento antes de la adolescencia [1].

Las tablas y gráficos de prevalencia de EUROCAT (European Surveillance of Congenital Anomalies), la red europea de vigilancia de malformaciones congénitas, muestran la prevalencia de 104 subgrupos de anomalías congénitas (Figura 1). Solo se incluyen en los subgrupos los casos con anomalías congénitas mayores, definidas como cambios estructurales con consecuencias médicas, sociales o estéticas significativas para las personas

afectadas, excluyéndose los casos con anomalías menores. Estos subgrupos se actualizaron en 2022-2023 basándose en los avances en las técnicas de diagnóstico genético, la revisión de la literatura, la extracción de datos de la Base de Datos central de EUROCAT y la experiencia del Comité de Codificación y Clasificación de EUROCAT [2].

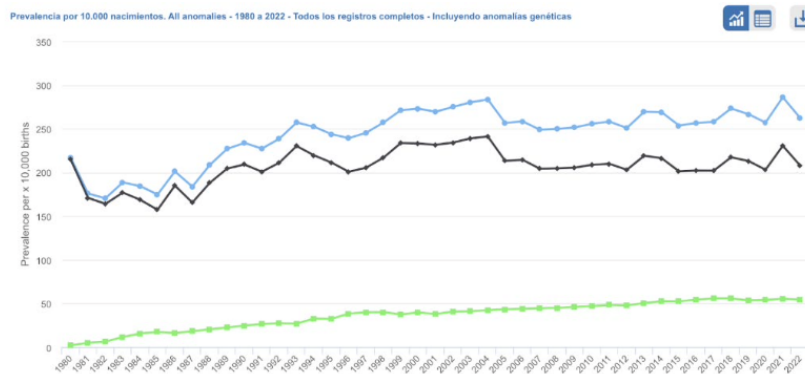


Figura 1. Gráfica representativa de la prevalencia de anomalías congénitas desde 1980 hasta 2022. Fuente: EUROCAT [2]

En un estudio retrospectivo de tipo observacional, llevado a cabo durante los años 2010 a 2015 con una población diana de gestantes controladas en el área sanitaria III de Zaragoza [3], del total de nacimientos acaecidos en el sector (15.989), 422 (2,6%) de los recién nacidos vivos presentaron un defecto congénito mayor, de los cuales 383 (90,8%) fueron defectos estructurales y 39 (9,2%) cromosomopatías, microdeleciones o síndromes genéticos. Se realizó una comparación con el registro europeo EUROCAT, que refirió para el mismo periodo de tiempo una prevalencia de 257,86 defectos congénitos por cada 10.000 embarazos, cifra similar a la que se obtuvo en el área de estudio. En los seis años de estudio, la tasa de diagnóstico prenatal fue del 63%, diagnosticando 194 de los 422 recién nacidos vivos con malformación. Al comparar este resultado con el obtenido en los años 2000-2005, se observó una mejoría del porcentaje diagnóstico, aumentando del 53,3% al 63%.

Asimismo, un Trabajo de Fin de Grado llevado a cabo años más tarde en el mismo sector, analizó la sensibilidad de la Unidad de Ecografía y Diagnóstico Prenatal para el diagnóstico de malformaciones fetales del año 2015 al 2020. Se determinó que los defectos congénitos más frecuentes fueron las cromosomopatías (27,9%), seguidas de las malformaciones del sistema genitourinario (21,6%) y cardiopatías (16,8%) [4]. La sensibilidad de las ecografías para el diagnóstico de cardiopatías osciló entre el 63,6 y el 80%.

Ante estos resultados, se confirma el buen funcionamiento del programa de cribado, siendo cada vez más avanzado y exitoso, pero con aspectos aún que mejorar.

1.1.2. Ecografía morfológica fetal

La ecografía es una técnica económica, en tiempo real y no invasiva comúnmente utilizada para la visualización anatómica y el diagnóstico de problemas prenatales. Esta técnica emplea ondas sonoras de alta frecuencia que generan imágenes en tiempo real, proporcionando información significativa sobre el bienestar tanto de la madre como del feto.

La detección o identificación de anomalías estructurales fetales es una de las principales aplicaciones de la ecografía en la atención prenatal, siendo la ecografía del 2º trimestre una de las ecografías más completas que se realizan durante la gestación [5]. Se debe realizar asumiendo que todo feto tiene que ser considerado de alto riesgo de malformación, pues más del 75% de los fetos con anomalías estructurales no tienen factores de riesgo identificables. Es por ello por lo que la OMS señala en 2016 que a toda embarazada se le realice una ecografía antes de la semana 24 para calcular la edad gestacional y mejorar la detección de anomalías fetales.

El objetivo principal de la ecografía del 2º trimestre es evaluar la anatomía fetal y servir de base para el posterior seguimiento, demostrando ser rentable para la detección de anomalías, ya que la mayoría de las anomalías estructurales del feto se pueden detectar en el momento de esta ecografía. Antes de realizarla, se debe informar a la gestante sobre sus probables beneficios, limitaciones y efectividad como objeto de evitar falsas expectativas. Si bien la capacidad de detección de anomalías es elevada, en la práctica, la tasa de detección depende de diversos factores, destacando: el tipo de malformación y su expresión a esta edad gestacional (hay manifestaciones tardías), características de la gestante, posición del feto, experiencia del examinador, tiempo asignado, calidad del ecógrafo, etc.

El consenso actual es realizar esta exploración entre las 18 +0 y las 24 +0 semanas de gestación, según la legislación local. En España, se recomienda entre las 18 y las 22 semanas, ya que el plazo para la interrupción legal del embarazo finaliza a las 22 semanas. La semana 20 concilia un adecuado desarrollo de los órganos y sistemas fetales, lo que nos permite la detección de un elevado número de anomalías mayores.

La vía abdominal es la preferente y la utilizada clásicamente para la ecografía del 2º trimestre. Actualmente, se apunta la utilidad de la vía transvaginal para obtener los planos sagitales y coroneales de estructuras intracraneales de la parte más caudal de la columna vertebral en función de la estática fetal, de anomalías placentarias, del cordón umbilical... Es un buen recurso complementario y de elección en situaciones seleccionadas.

Debe ser realizada por personal capacitado en ecografía del embarazo, con experiencia práctica. El equipo de ultrasonido deberá cumplir con los requisitos mínimos de calidad:

1. Estar equipado con una sonda transabdominal (2.9 MHz)
2. Calibradores electrónicos
3. Controles de potencia acústica ajustables con la visualización de resultados en pantalla
4. Opción de imprimir/almacenar imágenes
5. Se recomienda disponer de modo Doppler color y Doppler pulsado, así como de sonda transvaginal

Típicamente se adquieren más de 20 imágenes para cada examen ecográfico dentro de la ecografía de cribado del segundo trimestre.

La Sociedad Española de Ginecología y Obstétrica (SEGO) en 2011, si bien asignaba 20 minutos de exploración ecográfica, proponía añadir 10 minutos si se utilizaba Doppler. Para algunos grupos altamente especializados, 20 minutos puede ser suficiente, no así para otros menos entrenados. Podría ser razonable asignar un tiempo no inferior a 25-30 minutos, máxime si se utiliza la vía vaginal [6].

Los datos demuestran que el seguimiento de una sistemática protocolizada mejora las tasas de detección. Se tienen presentes las recomendaciones y opiniones de diferentes sociedades científicas y guías de excelencia (Figura 2). Esto significa que las imágenes se obtienen siguiendo los mismos protocolos de forma repetible, en teoría con el propósito de garantizar la repetibilidad y confiabilidad. No obstante, en la práctica clínica, la selección de planos estándar basada en los protocolos mencionados depende de la experiencia, y presenta variabilidad intraobservador e interobservador.

Los planos estándar se caracterizan por proporcionar una vista óptima y estandarizada de las estructuras examinadas (Figura 3).

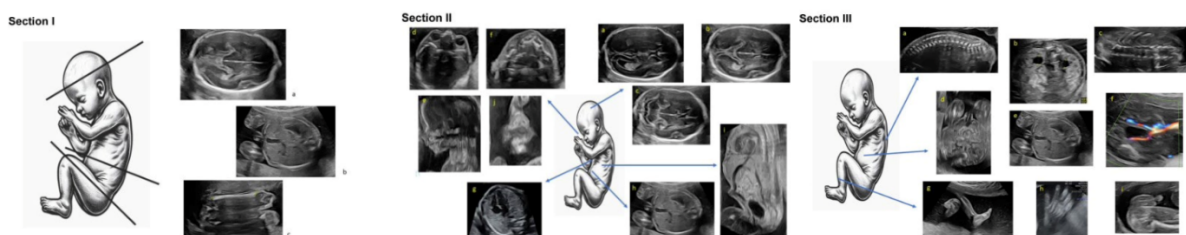


Figura 2. Secciones ecográficas de cada parte de la anatomía fetal. Fuente: Pelayo delgado I [7].



Figura 3. Ejemplos de abdómenes fetales. Izquierda: plano estándar que cumple con el programa de cribado de anomalías fetales; Incluye la columna vertebral (verde), la vena umbilical (roja) y el estómago (azul). Derecha: plano no estándar, donde falta la vena umbilical. Fuente: Dapuetto J [8].

La reciente actualización en el protocolo de estudio de la ecografía del segundo trimestre establece los siguientes aspectos [6]:

La biometría fetal requiere la medición adecuada de los siguientes parámetros: Diámetro biparietal (DBP), circunferencia cefálica (CC) o perímetro cefálico (PC), circunferencia abdominal (CA) y longitud del fémur (FL). Además del peso fetal estimado (PFE) en gramos. Dentro de cada apartado de medición, se requiere la valoración de la integridad y normalidad de diversas estructuras anatómicas (Tabla 1).

Diámetro biparietal. La colocación del calibrador debe realizarse de acuerdo con una metodología específica, porque se ha descrito más de una técnica (ej. Borde externo a borde interno, borde externo a borde externo). La forma anormal de la cabeza (ej. Braquicefalia o dolicocefalia) puede estar asociada a síndromes. Este hallazgo también puede conducir a estimaciones inexactas de la edad fetal; En estos casos, las mediciones de CC son más fiables. Se valorarán los siguientes puntos anatómicos:

1. Vista transversal de la cabeza fetal a nivel de los tálamos
2. Apariencia simétrica de ambos hemisferios
3. Eco continuo de la línea media (hoz del cerebro) interrumpido en el medio por el cavum septum pellucidi y el tálamo
4. No se visualiza el cerebelo

Circunferencia cefálica. Si el equipo de ultrasonido permite la medición de elipses, la CC se puede medir directamente colocando la elipse alrededor del exterior de los ecos óseos del cráneo. Como alternativa, se puede calcular a partir del DBP y el diámetro occipitofrontal.

Circunferencia abdominal. El CA se mide de la superficie externa de la línea de la piel, ya sea directamente mediante calibradores de elipse o calculados por mediciones lineales. Se valorarán los siguientes puntos anatómicos:

1. Sección transversal del abdomen fetal (lo más circular posible)
2. Vena umbilical a nivel del seno portal
3. Se visualiza la burbuja estomacal
4. Los riñones no deben ser visibles

Longitud del fémur. La imagen de FL es óptima, con ambos extremos de las metáfisis osificadas claramente visibles. Se mide el eje mayor de la diáfisis osificada. El calibrador se coloca en los extremos de la diáfisis osificada, sin incluir la epífisis femoral distal si esta es visible. Esta medición debe excluir artefactos del espolón triangular que pueden extender falsamente la longitud de la diáfisis.

Peso fetal estimado. Las mediciones ecográficas del segundo trimestre se pueden emplear para identificar anomalías del tamaño fetal. Muchas discrepancias de tamaño se explican por estimaciones incorrectas de la edad menstrual.

Para confirmar un crecimiento fetal correcto, es necesario disponer de datación gestacional en el primer trimestre. En caso de no disponer de ello, se debe ajustar la edad gestacional según la CC solo o la CC con la FL.

Tabla 1. Exploración ecográfica recomendada entre la 18.^a-22.^a semana

Cabeza	Cráneo. Morfología. Integridad ósea. Biometría (DBP y PC). Estructuras intracraneales. Simetría. Línea media. <i>Cavum septum pellucidum</i> . Ventriculos laterales (plexos coroideos y atrios). Tálamos. Cerebelo. Cisterna magna. Cisura de Silvio y cisura parietooccipital.
Cara	Órbitas con cristalinos. Estimación subjetiva distancias interorbitarias. Labio superior y mentón. Perfil. Hueso nasal.
Cuello	Excluir masas-colecciones líquidas. Pliegue nuchal.
Columna	Integridad y alineación vertebral. Piel intacta.
Tórax	Morfología. Costillas. Pulmones simétricos y de ecogenicidad homogénea. Descartar derrames y masas. Diafragma íntegro.
Corazón	<i>Situs</i> . Tamaño. Eje. Ritmo regular. Cuatro cámaras. Tractos de salida. Corte de 3VT. Doppler color.
Abdomen	Estómago intraabdominal izquierdo (<i>situs</i>). Vesícula biliar. Intestino delgado y grueso. Hígado. Riñones y vejiga. Vasos del cordón.
Pared	Inserción umbilical normal, con pared íntegra.
Extremidades	3 segmentos de los 4 miembros: integridad, alineación, movilidad
Anejos	Localización y ecoestructura placentaria. Cordón: inserción. 3 vasos. Líquido amniótico.

Fuente: Guía de asistencia práctica de la SEGO [6]

Por otro lado, la ecografía del segundo trimestre debe incluir la exploración básica del corazón fetal. Para ello, es necesaria una optimización de la imagen, lo que supone aplicar

una serie de ajustes diferentes a los empleados para el resto de la exploración morfológica fetal:

1. Un único foco acústico, situado en el nivel más bajo de la zona de interés
2. Un sector estrecho y focalizado en la zona de estudio
3. Imagen magnificada hasta que el corazón ocupe al menos $\frac{1}{3}$ de la pantalla (ajuste de profundidad y zoom)
4. Imagen contrastada y con buena definición de bordes

Esta exploración consiste en la realización de 5 cortes axiales desde el abdomen superior hasta el mediastino fetal mediante una suave basculación del transductor en sentido cefálico fetal (Figura 4):

1. Abdomen superior: fundamental para determinar el situs visceral
2. Corte de “cuatro cámaras”: es el más informativo de todos. En él se deben visualizar las 4 cámaras y el ápex cardiaco.
3. Tracto de salida del ventrículo izquierdo
4. Tracto de salida del ventrículo derecho
5. Corte de tres vasos/tres vasos-tráquea (Corte de 3TV): este plano permite evaluar la relación entre los grandes vasos y la vía aérea (tráquea), lo que ayuda a detectar patología del arco aórtico al permitirnos definir su posición. Es un corte muy útil para el diagnóstico de la mayoría de las CC con alteraciones de los troncos superiores y grandes vasos, y de la patología obstructiva del arco aórtico.

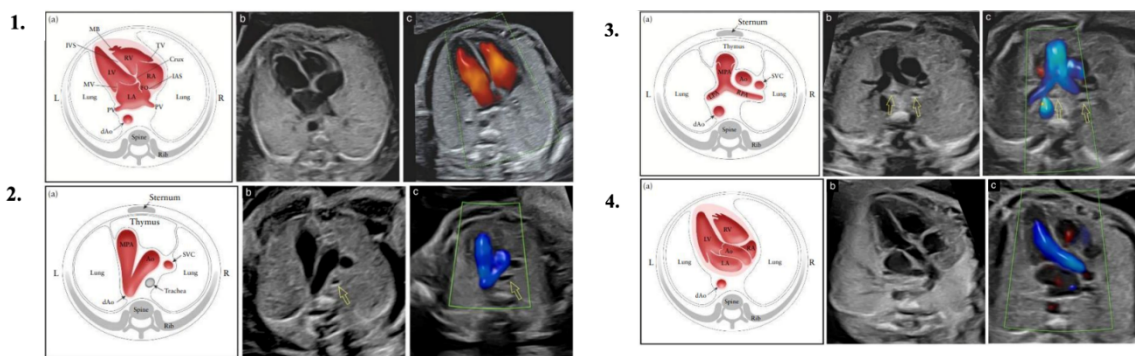


Figura 4. Cortes de corazón fetal para la valoración básica por ultrasonido. 1. Corte de 4 cámaras, 2. Corte de tres vasos-tráquea, 3. Corte de salida del ventrículo derecho, 4. Corte de salida del ventrículo izquierdo. Fuente: Carvalho JS [9].

Como ya se comentó anteriormente, las CC son las anomalías congénitas graves más frecuentes. La mayoría (90%) se diagnostican en población de bajo riesgo, por ello es fundamental realizar esta exploración de cribado de forma sistemática y minuciosa.

A aquellas pacientes con algún factor de riesgo se les debe ofrecer una exploración cardíaca avanzada (ecocardiografía). La ecocardiografía avanzada no es solo una exploración más completa, incluyendo más planos que en la exploración básica y haciendo mediciones de las diferentes estructuras, sino que, además, y algo muy importante, se lleva a cabo por personal altamente entrenado y experimentado en el diagnóstico prenatal de las CC y que cuentan con el apoyo de equipos de alta gama [10].

Otro de los aspectos que se puede valorar en la ecografía del 2º trimestre es la cantidad de líquido amniótico.

Finalmente, es importante determinar la ubicación de la placenta en relación con el orificio cervical interno para descartar placenta previa. En caso de placenta previa, es importante descartar placenta ácreta y vasa previa.

En cuanto al cordón umbilical, si bien no es obligatorio evaluar su inserción en la placenta, se recomienda describir si la inserción es marginal (a 2 cm o menos del borde placentario) o velamentosa (inserción de los vasos umbilicales dentro de las membranas amnióticas en lugar de la placenta). Siempre que sea posible se debe medir la longitud cervical como parte del cribado de parto prematuro. Si el cuello uterino mide <25 mm antes de las 24 semanas de gestación, se considera que presenta mayor riesgo de parto prematuro.

1.1.3. Limitaciones y errores del estudio ecográfico

A pesar de sus diversas ventajas, es fundamental destacar que la ecografía presenta limitaciones y desafíos, como su dependencia del operador y su pronunciada curva de aprendizaje.

Si bien hay una tendencia a la mejoría, las tasas de detección de anomalías fetales en el cribado prenatal internacional siguen siendo variables. Como ejemplo, la tasa de diagnóstico prenatal de cardiopatías congénitas graves a nivel internacional oscila entre el 13 y el 87%. Según un estudio llevado a cabo en los Países Bajos [11] entre 2015 y 2016, con el objetivo de detectar los factores que contribuyen a la falta de detección de cardiopatías congénitas durante las imágenes ecográficas obtenidas durante las exploraciones de anomalías estándar, se llegó a la conclusión de que la mayoría de los casos se debe a falta de obtención del plano ecográfico correcto o falta de reconocimiento del defecto por el profesional.

La evaluación de las estructuras fetales requiere entrenamiento clínico y puede verse obstaculizada debido a muchas condiciones como las características de la máquina de

ecografía y la sonda, el aumento de tejido graso materno, la poca experiencia del ecografista o la orientación del feto [12].

La literatura sobre la ecografía obstétrica abunda en estudios que evalúan su repetibilidad y concordancia, pero es alarmantemente escasa en cuanto a las fuentes de error. Los errores en la ecografía obstétrica pueden suceder a nivel de estudios, en forma de sesgo, y a nivel del examinador individual, en forma de interpretación errónea de la evidencia clínica.

Los errores a nivel de examinadores individuales en la interpretación de los hallazgos pueden ser cualitativos (por ejemplo, pasar por alto un defecto estructural detectable) o cuantitativos, que se producen al obtener mediciones. Algunos de estos errores se deben principalmente a factores técnicos, dada la complejidad de las estructuras fetales o el hábito materno [13].

Otro tipo de error común son los cognitivos, los cuales implican sesgos subconscientes. Estos errores surgen de distorsiones psicológicas de la mente humana, tienden a no ser aleatorios y, como tales, eventualmente conducen a sesgo. Los sesgos cognitivos pueden subclasificarse como errores de percepción (es decir, hay una anomalía presente pero no se ve) o errores de interpretación (es decir, se identifica una anomalía, pero su significado se interpreta erróneamente).

Dentro de los sesgos cognitivos comunes que pueden aplicarse a la ecografía obstétrica se incluyen, entre otros:

1. **Sesgo de anclaje.** Sucede cuando nos aferramos a nuestra impresión inicial y no ajustamos esta impresión a la información posterior, pudiendo llegar a un diagnóstico basado en algunos hallazgos sorprendentes e ignorar las pistas posteriores que pueden refutarlo o indicar presencia de patología adicional
2. **Satisfacción del sesgo de búsqueda.** Relacionado con el sesgo anterior. Ocurre cuando el examinador deja de buscar anomalías una vez se ha alcanzado un diagnóstico percibido como probable
3. **Sesgo de encuadre.** Este error tiene que ver con la falta o errónea información clínica, que puede sesgar el pensamiento diagnóstico
4. **Sesgo de atribución.** Se relaciona con los atributos que aplicamos a personas por pertenecer a una determinada clase. Por ejemplo, estar alerta por sospechar una anomalía genética específica si se sabe que la madre pertenece a un determinado grupo de riesgo, o pasar por alto esta probabilidad si no pertenece al grupo

5. **Sesgo de disponibilidad.** Ocurre cuando se hace una suposición diagnóstica basada en la facilidad con la que la información relevante viene a la mente. Por ejemplo, realizar un diagnóstico erróneo después de haber visto un caso similar, porque el conocimiento similar más reciente es el primero en recordarse
6. **Sesgo de retrospectiva.** Se refiere a la tendencia de sobreestimar la previsibilidad de un evento después de que se conozca el evento. Es decir, cuando finalmente se diagnostica una anomalía, la información de imágenes que hasta entonces se consideraba intrascendente o no concluyente, adquiere a posteriori una significación indicativa de la anomalía
7. **Fatiga.** Aunque no es estrictamente un sesgo, se ha demostrado que la fatiga reduce la precisión diagnóstica después de un día de trabajo, asociado con una capacidad reducida para concentrarse en el examen ecográfico [13].

Todo esto, sumado a que cada ecografía de cribado contiene más de 20 imágenes, este proceso es lento, complejo y susceptible a errores. Por tanto, un sistema automático que realice estas tareas podría reducir errores, sobre todo los comentados anteriormente, dependientes de la mente humana.

1.2. INTELIGENCIA ARTIFICIAL

1.2.1. Definición y conceptos clave

La Inteligencia Artificial (IA) se refiere a la capacidad de los programas informáticos para realizar procesos asociados a la inteligencia humana. La Comisión Europea la define como un sistema de software diseñado por humanos que percibe su entorno, razona sobre el conocimiento y decide las mejores acciones para lograr un objetivo dado.

Este término se extendió sobre todo a partir de la década de 1950, con los trabajos de John McCarthy y, sobre todo, Alan Turing, quien publicó en la revista *Mind* el artículo "Computing Machinery and Intelligence", donde especulaba con la posibilidad de crear máquinas capaces de razonar y proponía el test de Turing para medir la capacidad de una máquina de pensar como un ser humano, y que ha sido utilizado a lo largo de todos estos años.

Al igual que sucede con cualquier otra disciplina científica, la comunidad científica de IA utiliza un lenguaje técnico y terminología que puede resultar difícil de entender para quienes no pertenecen al área. Esto, sumado al rápido avance en el campo, puede dificultar que otras disciplinas se mantengan al tanto de los desarrollos en IA. De hecho, una de las principales

preocupaciones que se han expresado con respecto a la IA en medicina es que hay relativamente pocos profesionales interdisciplinarios que trabajen en la interfaz de la IA y la medicina. Por ello, en este apartado se pretende explicar los conceptos básicos dentro del campo de la inteligencia artificial [14].

Cabe mencionar que la arquitectura de las diferentes IA ha evolucionado mucho a lo largo de todo este tiempo. En el modelo tradicional, al ordenador se le ofrecen datos junto con un modelo matemático que pensamos que es capaz de resumir las propiedades de los datos, y esperamos que el ordenador nos devuelva una respuesta. Con el desarrollo del aprendizaje automático (en inglés, Machine Learning o ML), se proporciona a las computadoras la capacidad de aprender desde los datos sin ser programadas explícitamente. De esta forma, no tenemos que definir a priori esa fórmula matemática que resuelve los datos, sino que utiliza algoritmos informáticos para identificar patrones dentro de grandes conjuntos de datos (Figura 5).

El Machine Learning funciona, pues, alimentando un algoritmo con datos de entrada que recogen observaciones del pasado, y construyen un modelo para predecir y clasificar nuevas observaciones no conocidas por el algoritmo, imitando un proceso cognitivo humano.



Figura 5: Diferencia entre la programación clásica y el aprendizaje automático. Fuente: European Commission [15]

Existen diferentes tipos de aprendizaje automático, entre los cuales destacan 3 grandes tipos (Tabla 2): Supervisados, no supervisados y por refuerzo.

1. **Aprendizaje automático supervisado:** Utilizan datos etiquetados. Esto significa que los datos de entrenamiento incluyen tanto las características de entrada como las etiquetas o resultados deseados (ej. En obstetricia, los resultados pueden ser “parto prematuro” y “parto a término”). Estos modelos aprenden a identificar patrones y características relevantes de los pacientes, y utilizan esta información para hacer predicciones. Son los algoritmos más frecuentemente empleados en la práctica clínica
2. **Aprendizaje automático no supervisado:** Aquí, el algoritmo de aprendizaje no recibe etiquetas. En su lugar, solo recibe unos datos de entrada. De esta forma, los sistemas

identifican patrones y asociaciones entre variables que pueden no haber sido evidentes para el clínico. El contraste con el aprendizaje supervisado es que no existe un resultado previsto. Solo nos interesa identificar patrones en los datos. Este tipo ahorra el costoso, laborioso y lento proceso de etiquetado humano. En medicina puede ser útil al analizar grandes conjuntos de datos de pacientes, donde se pueden descubrir patrones y relaciones entre las variables que pueden ayudar a identificar grupos de pacientes con características clínicas compartidas. Asimismo, pueden identificar patrones atípicos en los datos que podrían estar implicando la presencia de una enfermedad

3. **Aprendizaje automático por refuerzo:** Su objetivo es determinar qué acciones debe escoger un programa en un entorno dado, con el fin de maximizar alguna noción de “recompensa”. El agente de aprendizaje realiza acciones y, según las consecuencias de estas acciones, se le asigna una recompensa o un castigo. El objetivo es aprender a tomar las acciones que maximicen las recompensas a largo plazo. Es raro, todavía, encontrarlo en el dominio sanitario.

Tabla 2: Diferencias entre los algoritmos de aprendizaje automático.

Tipo de aprendizaje	Definición	Ventajas	Desventajas	Casos de uso
SUPERVISADO	Modelo entrenado con datos etiquetados	Alto rendimiento con datos etiquetados	Requiere gran cantidad de datos etiquetados	Clasificación, predicción
NO SUPERVISADO	Modelo identifica patrones en datos sin etiquetar	Útil para exploración de datos	Resultados difíciles de evaluar sin etiquetas	Segmentación
POR REFUERZO	Modelo de aprendizaje mediante recompensas/castigos en un entorno interactivo	Ideal para problemas secuenciales	Requiere mucho entrenamiento y recursos	Juegos, robótica, conducción autónoma

Elaboración propia.

Hemos mencionado anteriormente el concepto de algoritmo. Esto puede definirse como un conjunto de instrucciones que se dan a una computadora para que, a partir de unos datos de entrada, construya unos datos de salida.

Existen diversos tipos de algoritmos de Machine Learning, pero uno de los más populares, sobre todo en el ámbito sanitario, son las redes neuronales. Estas redes, inspiradas en las neuronas del cerebro humano, son capaces de aprender representaciones jerárquicas de los datos. Debido a sus numerosas conexiones, las neuronas pueden comunicarse entre sí y determinar las respuestas más plausibles. A medida que se propaga la información a través de las capas de la red neuronal, cada capa aprende a extraer características cada vez más

complejas y abstractas a partir de datos de entrada (Figura 6). En el ámbito de la salud ha demostrado ser muy efectivo en diversas aplicaciones, destacando su uso en el análisis de imágenes médicas.

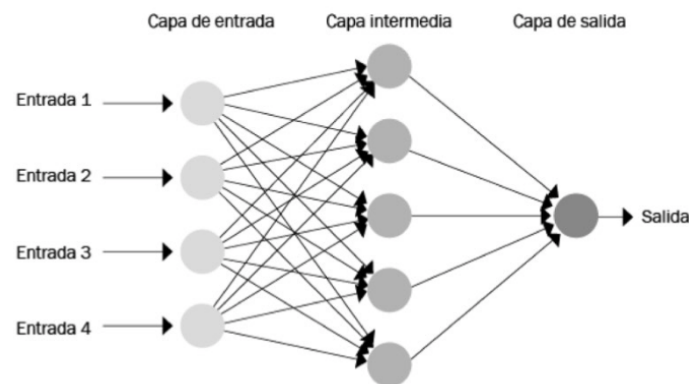


Figura 6: Ejemplo de red neuronal con tres capas: entrada, intermedia y salida. Las entradas son los distintos datos que pasan a la red neuronal y la salida es el resultado final o predicción. Fuente: Cobo M [16]

El aprendizaje profundo (en inglés, Deep Learning o DL) es un tipo específico de aprendizaje automático que utiliza estas redes neuronales artificiales con múltiples capas para analizar e interpretar grandes volúmenes de datos complejos (Figura 7).

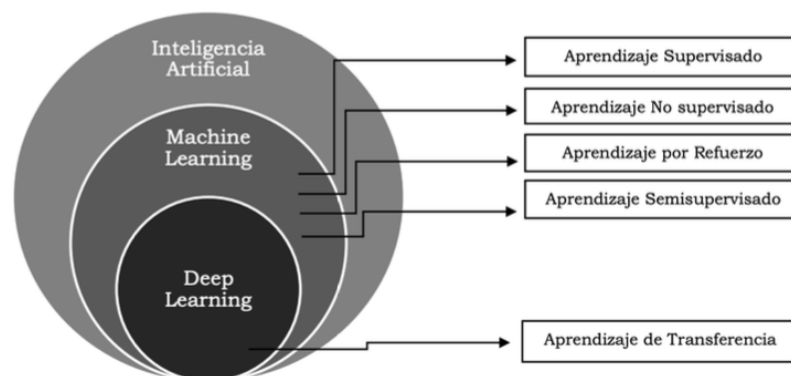


Figura 7: Subáreas de la inteligencia artificial. Fuente: Cobo M [16]

Se han descrito cómo funcionan las redes neuronales clásicas, pero existen diferentes arquitecturas en función del problema a resolver.

Un ejemplo son las redes neuronales convolucionales (CNN), un tipo de red neuronal profunda que se utiliza para trabajar con datos no estructurados, como son las imágenes, en las que en las primeras capas de la red se aplican una serie de filtros conocidos como “convoluciones” para extraer características de la imagen de forma automática y luego se deja que sea el propio funcionamiento de la red el que aprenda qué características son realmente válidas para la tarea y cuáles no.

En una CNN tenemos una sucesión de capas interconectadas en donde las capas iniciales de la red identifican patrones simples (ej. Líneas). La salida de estas primeras capas se introduce en las posteriores, que son capaces de describir patrones arbitrariamente complejos (ej. Bordes, curvas...) y que alimentan a otras capas hasta reconocer patrones más específicos, como puede ser la composición de píxeles y colores que identifican, por ejemplo, a un órgano (Figura 8) [16].

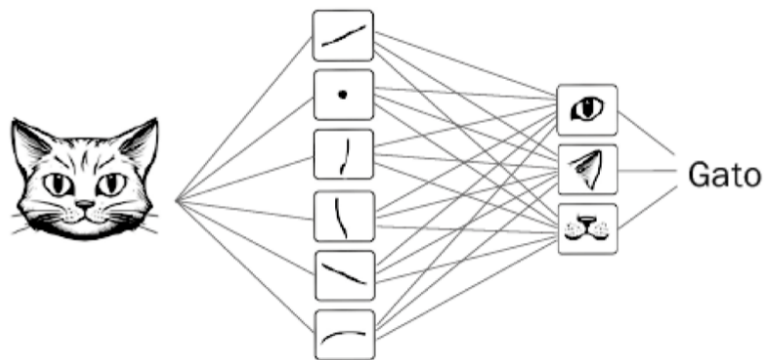


Figura 8: Representación básica de una CNN entrenada para reconocer imágenes de gatos. Las primeras capas identifican patrones básicos (puntos, líneas, curvas), mientras que las capas más posteriores identifican patrones concretos (oreja, ojos, nariz). Fuente: Cobo M [16].

1.3. EMPLEO DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN MEDICINA

La implementación de la IA en el campo de la medicina está revolucionando la forma de trabajar de los profesionales sanitarios, gracias a la mejora en aspectos como la precisión diagnóstica, la personalización de planes de tratamiento y la agilización de tareas administrativas. El impacto de la IA a nivel médico se puede intuir por el número de artículos anuales publicados en los últimos 10 años, con relación al uso de la IA en la práctica clínica, observando una progresión rápida y exponencial. Una búsqueda en la base de datos PubMed realizada el 25 de abril de 2025 demuestra claramente una tendencia ascendente en la producción científica en esta área de conocimiento (Figura 9), con más de 11.000 resultados en la búsqueda.

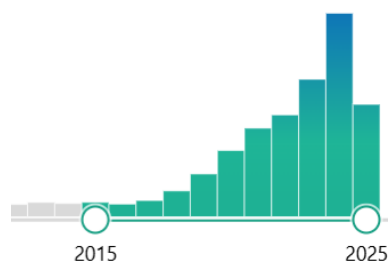


Figura 9. Artículos publicados en PubMed sobre inteligencia artificial y práctica clínica en los últimos 10 años. Fuente: PubMed

El número de dispositivos y herramientas de IA desarrollados y disponibles comercialmente se han multiplicado exponencialmente, y prácticamente todos los centros sanitarios están desarrollando experimentos piloto en torno a herramientas basadas en IA. El hecho de que estas aplicaciones estén siendo aprobadas por la FDA es un indicador de que los algoritmos son realmente eficaces y tienen un valor de mercado [17].

Es por ello que resulta fundamental preparar a los profesionales de la salud en la adquisición de habilidades para estas herramientas. Si bien es cierto que muchos profesionales utilizan la IA en su trabajo diario, las organizaciones sanitarias no aprovechan al máximo estas iniciativas, de las cuales se podría sacar provecho para la práctica clínica.

En relación con las especialidades objetivo para los algoritmos de inteligencia artificial, la radiología se localiza en primer lugar, seguido de la cardiología. Esto parece lógico ya que la gestión de imágenes es una de las áreas en las que la IA ha tenido un impacto más significativo. Los algoritmos de IA pueden llegar a analizar imágenes médicas como radiografías, ecografías, resonancias magnéticas y tomografías con una precisión notable, detectando a menudo anomalías que podrían pasar desapercibidas por los ojos humanos. Gracias a modelos de aprendizaje profundo y a redes neuronales, los sistemas de IA ofrecen resultados sorprendentes en su análisis. En general, se acepta que la IA modificará la forma de trabajo de los profesionales sanitarios, como, por ejemplo, la labor de los médicos radiólogos, pero que no los sustituirá a corto-medio plazo.

Uno de los grandes problemas que tienen los radiólogos actualmente es la falta de tiempo para informar la ingente cantidad de imágenes diagnósticas que reciben en sus hospitales y centros de referencia. Sería extremadamente útil que un algoritmo les ayudase a identificar todas aquellas radiografías que presentan cualquier variante de la normalidad [17].

1.3.1. Inteligencia artificial en ecografía prenatal

En los últimos años se han logrado muchos avances significativos asociados con la inteligencia artificial en la medicina de ultrasonido, especialmente en la ecografía obstétrica. Los recientes avances tecnológicos buscan complementar el cribado ecográfico tradicional y permitir una detección más precisa de anomalías, aumentando la eficacia de trabajo.

Se realizó una búsqueda de artículos clave que evalúan los principales usos actuales de la IA en la ecografía fetal:

Por un lado, la biometría fetal es la aplicación más estudiada de la IA en la ecografía fetal y, probablemente, la única tarea para la que se utiliza actualmente en la práctica clínica

fuera del ámbito de la investigación [18]. Las mediciones biométricas son la base para estimar el peso fetal, que resulta esencial para valorar el crecimiento fetal y que refleja la salud intrauterina del feto. Su estimación precisa es esencial para identificar anomalías, iniciar intervenciones terapéuticas y mejorar los resultados fetales y maternos. Sin embargo, estas mediciones manuales presentan variabilidad interobservador e intraobservador, requieren mucho tiempo y dependen de la posición del feto en el útero o la calidad de la imagen ecográfica. Es por eso por lo que se han ido creando modelos que permitan medir automáticamente planos estándar y estructuras fetales.

De hecho, ya existen diversos softwares comerciales integrados en dispositivos de ultrasonido, por ejemplo, SonoBiometry [19], que asiste al ecografista midiendo estructuras fetales en fotogramas fijos elegidos por el operador. Este software ayuda a reducir el número de pulsaciones de teclas al proporcionar sugerencias sobre la colocación del calibrador o al dibujar elipses que se utilizan para medir la circunferencia de la cabeza y el abdomen. Este tipo de software es una solución semiautomática, ya que aún requiere que el operador seleccione el plano correcto, en función de su experiencia.

Como ejemplo de este tipo de herramientas, En julio de 2021, *Bano et al*, llevaron a cabo un estudio en Londres, en el que presentaban AutoFB, un modelo automatizado para la estimación de la biometría fetal a partir de planos de ultrasonido estándar [20]. El sistema AutoFB se centra en tres planos estándar clave de la anatomía fetal: la cabeza, el abdomen y el fémur. A partir de estos planos, estima varias mediciones biométricas necesarias para la evaluación del peso fetal (Figura 10). Los autores validaron AutoFB utilizando un conjunto de datos de 346 imágenes de ultrasonido de 42 embarazos. Los resultados mostraron que la estimación de la biometría fetal predicha por AutoFB tuvo errores mínimos en comparación con las mediciones clínicas, siendo las mediciones de la cabeza las que presentaron los errores más bajos.

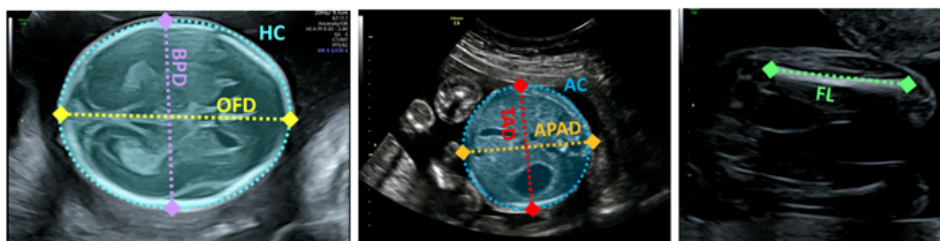


Figura 10. Biometría fetal con el sistema AutoFB desde el plano transventricular de la cabeza (izquierda), plano abdominal (medio) y plano del fémur (derecha). Fuente: Bano et al [20].

En 2022, un estudio de Varsovia fue un paso más allá [21]. Se desarrolló un algoritmo basado en CNN y un algoritmo de plano estándar (FUVAI). A diferencia de estudios anteriores que empleaban sólo imágenes de partes del cuerpo fetal en sus respectivos planos estándar,

este estudio evaluó el sistema de software en 50 escaneos de vídeo, en los que podían aparecer imágenes sin partes del cuerpo fetal, planos que no son importantes en el examen, e incluso fotogramas con vistas defectuosas para realizar mediciones biométricas (Figura 11). Se compararon las mediciones biométricas fetales realizadas por el sistema con las mediciones realizadas por cinco ecografistas experimentados. Se encontró que las mediciones automatizadas fueron compatibles con las mediciones realizadas por los ecografistas, con variabilidades dentro del rango inter e intraobservador, sin ser diferencias estadísticamente significativas. Asimismo, FUVAI fue significativamente más rápido realizando estas tareas en solo unos segundos, en contraste con el promedio de seis minutos que tardaron los facultativos. Además, el sistema fue capaz de identificar planos estándar (específicamente de fémur) que fueron pasados por alto por dos de los lectores expertos.

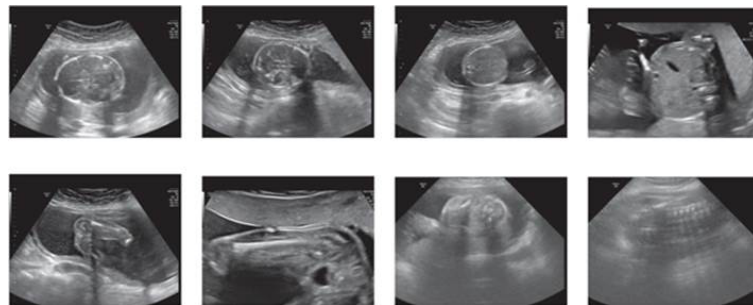


Figura 11. Se muestran ejemplos de secuencias de imagen ecográfica. Desde la esquina superior izquierda: dos secuencias de cabeza, dos de abdomen, dos de fémur y dos de ruido. Fuente: Szymon Płotka et al [21].

En 2024 se publicó un estudio llevado a cabo en Carolina del Norte (EEUU), Lusaka y Zambia [22], en el que los investigadores buscaban desarrollar modelos de aprendizaje profundo capaces de estimar la edad gestacional a partir de videos cortos captados durante la rutina de biometría ecográfica (fly-to cineloop) y evaluar su precisión (Figura 12). Se evaluó la precisión de un modelo de DL comparando su estimación de la edad gestacional con la biometría realizada por ecografistas expertos. Las secuencias de vídeo correspondían a 10 segundos donde el ecografista congela una imagen para tomar mediciones biométricas. Para evaluar además la capacidad del modelo de detectar errores, se simuló la biometría de un novato introduciendo un error aleatorio en las mediciones de los expertos. Los resultados del estudio demuestran que el modelo de DL estima con precisión la EG directamente a partir de las secuencias de vídeo, superando los métodos de biometría tradicional sin tener que cambiar el flujo de trabajo del ecografista. Asimismo, el modelo detectó de manera fiable los casos en los que la biometría simulada del novato difería en ≥ 10 días del estimado por el experto.

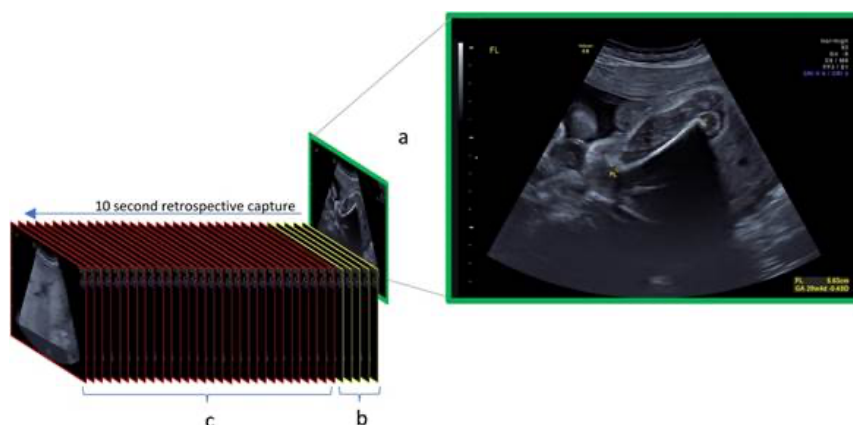


Figura 12. Componentes de un fly-to cineloop. El último fotograma es lo que el ecografista congela y mide (a). Los fotogramas inmediatamente anteriores al último fotograma suelen ser similares (b). Los fotogramas anteriores pueden contener otras estructuras de interés o pueden no contener información utilizable (c). Fuente: Viswanathan AV et al [22].

Como trabajos recientes, en febrero de este año se publicó un estudio llevado a cabo en Cracovia, que tuvo como objetivo explorar el potencial de las arquitecturas de IA para identificar automáticamente planos y estructuras abdominales fetales estándar, con especial atención a la circunferencia abdominal [23]. Y es que, la evaluación del abdomen fetal forma una parte importante de la biometría fetal, siendo la circunferencia abdominal (CA) uno de los parámetros biométricos prenatales necesarios para determinar el peso fetal. La ecografía estándar suele presentar dificultades a la hora de identificar malformaciones abdominales, sobre todo aquellas que involucran estructuras ocultas por la posición fetal. Para ello, el estudio empleó seis redes neuronales de aprendizaje profundo para categorizar 9 planos de visión abdominal fetal. Los resultados clave mostraron que dos de los modelos, MobileNet3Large y EfficientV2S alcanzaron tasas de precisión del 79,89% y 79,19%, respectivamente.

Por otro lado, varios estudios se han centrado en los defectos cardíacos congénitos, debido a la alta frecuencia de anomalías congénitas cardíacas como ya se comentó anteriormente. Y es que, el diagnóstico prenatal de defectos cardíacos congénitos mejora significativamente la morbilidad neonatal. Es por ello por lo que están surgiendo métodos basados en aprendizaje automático, la mayoría sobre redes neuronales, para identificar la anatomía cardíaca fetal. Los artículos revisados demuestran mejores tasas de detección de cardiopatías congénitas entre profesionales de todos los niveles.

El primer ejemplo de un software automatizado diseñado específicamente para evaluar 9 puntos de referencia anatómicos en el diagnóstico prenatal de cardiopatías fue creado en Michigan, Estados Unidos, por Yeo y Romero [24] en el año 2013. Este software automatizado con IA incorporado utilizó un novedoso método de navegación inteligente para analizar un conjunto de datos de correlación temporoespacial de imágenes. El sistema permitió la

visualización de los 9 planos cardíacos de diagnóstico de manera independiente del observador.

HeartAssist es una reciente herramienta automatizada diseñada para clasificar las vistas cardíacas fetales, anotar estructuras cardíacas y medir parámetros cardíacos. Este sistema integra la capacidad de clasificación, anotación y medición, permitiendo una evaluación cardíaca fetal más completa. Permite la medición automática de 43 parámetros cardíacos. En un estudio de este año, se evaluó la viabilidad de HeartAssist con datos fetales recopilados en el centro médico Asan en Seúl, Corea [25]. Se analizaron 10 vistas cardíacas, lográndose una precisión de clasificación del 99,4% (Figura 13). Con respecto a la precisión de anotación, esta fue del 98,4%, mientras que la tasa de éxito de la medición automática fue de 97,5% con una tasa de error del 7,62%.

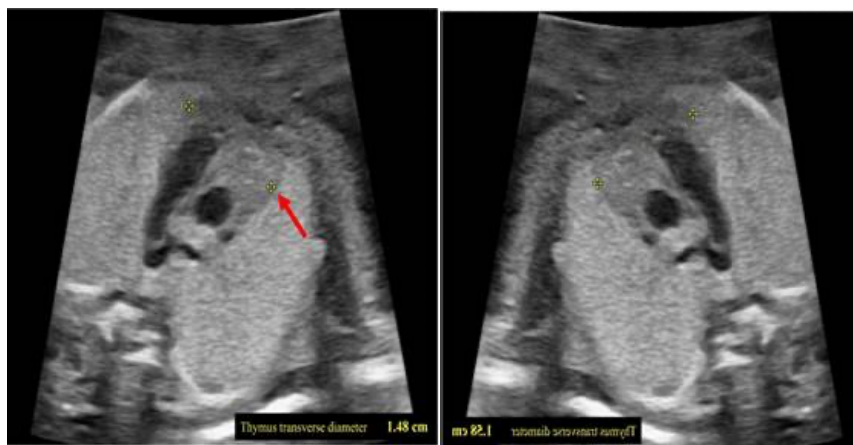


Figura 13. Mediciones del diámetro del timo en la vista de tres vasos, obtenidas mediante ecografía 2D transabdominal. Comparación entre la medición automatizada con HeartAssist (izquierda) y la medición manual (derecha). Aunque la medición automatizada situó el cursor más internamente respecto al límite del timo (flecha), la medición fue comparablemente buena en comparación con el método manual. Fuente: Kim R, et al [25].

La detección automatizada de anomalías fetales es, quizá, el papel más desafiante de la IA en ecografía fetal. Actualmente no existen productos comerciales que ayuden directamente a detectar enfermedades fetales, pero se han publicado artículos que utilizan datos retrospectivos. Algunos estudios han demostrado la eficacia de la IA para reconocer órganos y estructuras embrionarias, ayudando así al diagnóstico de anomalías congénitas. Por ejemplo, en el estudio de *Stirnemann et al* de 2023, se desarrolló el software Sonio Expert, un sistema de apoyo a la toma de decisiones en tiempo real que funciona sugiriendo en cada paso de la ecografía, la mejor característica fenotípica a evaluar, con el fin de optimizar el proceso diagnóstico y minimizar el número de diagnósticos posibles [26]. Esta herramienta se creó a partir de una base de datos personalizada de síndromes y enfermedades perinatales y sus respectivas anomalías congénitas. Se evaluó el rendimiento del software basado en su sensibilidad y especificidad para diferenciar un caso sindrómico de uno no sindrómico. Los

resultados indican que la herramienta identificó correctamente un síndrome en más del 95% de los casos cuando se proporcionó el fenotipo completo y escalonado. Además, identificó correctamente un fenotipo como no sindrómico incluso en presencia de múltiples anomalías vinculadas por relaciones causales.

1.4. DESAFÍOS DE LA IA EN OBSTETRICIA Y ASPECTOS ÉTICOS

Pese a los continuos avances, se desconoce cómo se integrará la IA al flujo de trabajo clínico de los ecografistas en el futuro.

Es de relevancia mencionar el concepto de “alineamiento de la IA”. Al hablar de este término, nos referimos al problema de entrenar sistemas de IA autónomos avanzados para que tomen decisiones alineados con los valores o preferencias humanas. Un sistema alineado debe asistir al médico respetando sus objetivos clínicos, sin reemplazar su criterio ni inducir errores por falta de contexto o explicabilidad. El problema del alineamiento de la IA en el contexto de las ecografías prenatales aborda cómo garantizar que los sistemas de IA actúen de manera coherente con los valores éticos, las expectativas clínicas y las necesidades de las pacientes. Este desafío implica múltiples dimensiones:

Características ecográficas. Por un lado, las señales e imágenes de ultrasonido tienen características y problemas únicos que no están tan presentes en otras modalidades de obtención de imágenes, como la atenuación, la penetración, la uniformidad, el sombreado y la dependencia del operador [12]. La necesidad de operar en tiempo real hace necesarios sistemas que proporcionen retroalimentación adecuada al ecografista mientras realiza la exploración.

Una de las maneras de lograr confianza en estas herramientas es obteniendo retroalimentación sobre el rendimiento de la IA. Con el tiempo, un usuario de un sistema de IA puede aprender hasta qué punto produce resultados confiables. Sin embargo, esto resulta desafiante en el contexto de la ecografía fetal, ya que los errores pueden no detectarse hasta después del nacimiento del feto.

Dependencia de datos, datos insuficientes. Una preocupación principal es la dependencia de gran cantidad y diversidad de datos que incluyan una amplia gama de imágenes ecográficas normales y patológicas. Obtener dicha información podría resultar difícil debido a problemas de privacidad, regulaciones en el etiquetado de datos y la escasez de ciertas anomalías. Además, mantener la calidad y precisión de los datos etiquetados resulta fundamental para prevenir sesgos y mejorar la fiabilidad del modelo [5].

La calidad de los datos introducidos en los modelos afecta de manera determinante en los resultados obtenidos. Además, al implementar el modelo en entornos clínicos distintos, su precisión puede verse disminuida de manera significativa.

Sesgo de datos. Los algoritmos no hacen más que aprender de los datos y, por lo tanto, si estos están sesgados, este hecho repercutirá directamente en las decisiones que tomen. Los modelos de IA entrenados con datos sesgados pueden producir predicciones poco fiables, lo que limita su aplicabilidad. Los sesgos en los datos pueden ser de dos tipos:

- **Sesgos estadísticos.** Suceden cuando la distribución de los datos que introducimos en el sistema no refleja la auténtica distribución de la población. Lo ideal es que los algoritmos sean entrenados con la misma población sobre la que se va a emplear, sin embargo, debido a la necesidad de entrenar estos modelos con enormes cantidades de datos hace que no sean representativos de la población sobre la que se quiere validar, reduciendo notablemente la precisión.
- **Sesgos sociales.** Se refieren a desigualdades que pueden dar lugar a malos resultados por parte de los algoritmos para determinados grupos de población. Las cuestiones relativas al sesgo discriminatorio pueden manifestarse como un modelo que demuestra un alto rendimiento en una sola muestra de datos de pacientes, pero luego fracasando en diferentes subconjuntos de individuos. Por ello, resulta fundamental abordar estos sesgos y garantizar que la IA en salud sea equitativa y justa para todos los grupos de población.

Por otro lado, al desarrollar un algoritmo, usar el mismo conjunto de imágenes para entrenamiento y prueba puede llevar a un rendimiento exagerado del algoritmo debido a la memorización (sesgo de espionaje de datos), por ello, a la hora de abordar un estudio, se debe procurar utilizar dos muestras independientes para el entrenamiento (datos de desarrollo) y las pruebas (datos de evaluación), con el fin de evitar este sesgo.

Problemas de interpretabilidad (modelo de “caja negra”). Los modelos de IA de vanguardia actuales, en particular las redes neuronales profundas, se denominan frecuentemente modelos de “caja negra”. Este término se utiliza para describir el proceso que ocurre dentro de las capas ocultas de la CNN (ej. Se crea un producto con IA para detectar hemorragias intracraneales. Cuando este software lee un TAC con signos de hemorragia intracraneal, emite correctamente el resultado de la evidencia de la hemorragia intracraneal, pero no informa por qué llegó a esta conclusión). Esto indica que el proceso de toma de decisiones y las representaciones internas son difíciles de comprender y explicar.

La naturaleza de tipo “caja negra” hace difícilmente interpretable muchas de las técnicas más modernas de IA, algo que resulta especialmente problemático en el ámbito médico, donde tanto los profesionales como los pacientes deben comprender las razones que subyacen a las predicciones y a la toma de decisiones del modelo, con el fin de adquirir mayor confianza en estas herramientas [5].

La IA explicable es un subcampo emergente de la IA que intenta explicar cómo toma las decisiones la caja negra de estos sistemas. La IA explicable busca comprender los pasos clave involucrados en la toma de decisiones computacionales. Esto, en teoría, debería permitir que las decisiones tomadas por un algoritmo sean comprendidas por los usuarios finales.

Ninguna discusión sobre la IA estaría completa sin mencionar la ética. El uso de soluciones basadas en IA puede plantear varias cuestiones morales en medicina; ¿Confiaríamos en las computadoras para detectar enfermedades, priorizar el tratamiento, diagnosticar, tratar y dar de alta?

Las preocupaciones éticas también rodean la cuestión de privacidad. Ya hemos comentado que el desarrollo de aplicaciones de IA requiere un gran volumen de datos sobre los pacientes y sus diagnósticos. Estos datos personales suelen ser recopilados por las autoridades sanitarias o los hospitales, ¿En qué condiciones debería permitirse a los hospitales compartir datos de pacientes con los desarrolladores de soluciones de IA, que pueden ser entidades comerciales? Y, si los datos sanitarios están completamente anonimizados, ¿Es necesario que un paciente consienta expresamente su uso para dichas mejoras en la atención sanitaria?

Estas preguntas están siendo debatidas ampliamente por reguladores, responsables políticos, tecnólogos y usuarios finales de la tecnología. Y es que, el campo que estudia cómo garantizar la privacidad utilizando algoritmos de IA está todavía en desarrollo y dista mucho de poder darnos una solución única y definitiva.

Una de las soluciones que se plantea es emplear el conocido como “aprendizaje federado”. Esto es que los datos recogidos nunca salen del centro o del dispositivo donde han sido recogidos. El algoritmo se envía a los distintos centros implicados, se entrena con datos de cada uno de ellos por separado y, finalmente, se juntan los parámetros aprendidos en cada uno de los entrenamientos para conformar un modelo que combine toda la información. Sin embargo, esto todavía está fuera de la realidad de los hospitales actuales.

La posible responsabilidad de los médicos que utilizan IA es otro desafío. ¿Deberían los hospitales y los médicos rendir cuentas por las decisiones tomadas por una aplicación de inteligencia artificial? ¿Quién es el responsable cuando el diagnóstico basado en IA es incorrecto? ¿Cómo debería adaptarse el rol del médico para maximizar esta colaboración entre humanos y máquinas? Quizás próximamente el modelo de asistencia haya que replantearlo y sea más eficaz que las imágenes sean interpretadas por un software y el especialista sea el responsable de integrar esta información con su conocimiento clínico para tomar decisiones con el paciente.

A pesar de todo, todavía son raros los casos en los que un sistema de IA se introduce de lleno en la práctica clínica. Y es que aún hoy sigue habiendo muchas incógnitas que rodean el uso de la inteligencia artificial en medicina.

2. JUSTIFICACIÓN Y OBJETIVOS

En las últimas décadas, se han implementado medidas y evaluaciones automáticas basadas en IA para disminuir las limitaciones que presenta la ecografía y aumentar la precisión en el diagnóstico, gracias a la adquisición de planos de manera automatizada, mediciones automáticas y detección de patologías. De hecho, la funcionalidad basada en la IA ya está integrada en los últimos modelos disponibles comercialmente de máquinas de ecografía obstétrica de varios proveedores. Dichos softwares han sido aprobados por la Administración de Alimentos y Medicamentos (FDA) y la Certificación Europea (CE).

Por este motivo y sincrónicamente a la implementación de uno de estos softwares en la Unidad de Diagnóstico Prenatal del Hospital Universitario Miguel Servet, este trabajo pretende, además de hacer una revisión bibliográfica de la literatura médica actual sobre el uso de la IA en diagnóstico prenatal, valorar la opinión de uso por parte de los facultativos para determinar si los resultados obtenidos en la encuesta son influenciados por características personales como los años de ejercicio, lugar de trabajo y edad del profesional.

Los objetivos de este trabajo son:

- Realizar una revisión bibliográfica sobre la situación actual de la IA en la ecografía obstétrica para el diagnóstico prenatal
- Recopilar de forma objetiva la opinión de los facultativos que utilizan el Software de IA y analizar si existen determinantes personales que se vinculen a una opinión concreta

3. MATERIALES Y MÉTODOS

3.1. TIPO DE ESTUDIO

Se realizó un estudio observacional, descriptivo y transversal, basado en una encuesta diseñada para recoger de forma objetiva la opinión de profesionales sobre el uso clínico del software de inteligencia artificial *Diagnoly*, y analizar si existen determinantes personales que se vinculen a una opinión concreta.

3.2. ÁMBITO Y CONTEXTO

El estudio se llevó a cabo en el Hospital Universitario Miguel Servet, dentro del Servicio de Obstetricia y Ginecología, específicamente en la Unidad de Diagnóstico Prenatal.

3.3. DISEÑO

Previamente al desarrollo del estudio, se realizó una búsqueda exhaustiva de herramientas de inteligencia artificial aplicables al diagnóstico prenatal. *Diagnoly*, un software de IA aprobado por la FDA, fue seleccionado por su utilidad clínica (previamente valorada por un facultativo con amplia experiencia en diagnóstico prenatal) así como por su compatibilidad con los ecógrafos de la unidad.

Sincrónicamente a la incorporación de este software en la Unidad, se planteó diseñar una encuesta con el objetivo de evaluar la experiencia de uso y las percepciones de los facultativos con distintos niveles de experiencia profesional interesados en el uso del software para ecografías morfológicas fetales.

Para la realización del estudio y mi participación en el mismo, se presentó una propuesta al Comité de Ética de la Investigación de la Comunidad Autónoma de Aragón (CEICA). El estudio fue aprobado el 26 de marzo (Ver Anexo I).

Tras la aprobación, se contactó a través de correo electrónico con facultativos del sector II del Servicio Aragonés de Salud (SALUD) que trabajan en la Unidad Diagnóstico Prenatal. Se les envió un documento informativo y un enlace a la encuesta online. La recogida de datos se llevó a cabo durante el mes de abril de 2025.

3.4. POBLACIÓN Y MUESTRA

Criterios de inclusión:

- Facultativos especialistas en Obstetricia y Ginecología con experiencia en diagnóstico prenatal

- Profesionales que hayan utilizado el software de IA en ecografías morfológicas fetales
- Consentimiento para participar en la encuesta

Criterios de exclusión:

- Profesionales sin experiencia en ecografías morfológicas fetales
- Facultativos que no hayan utilizado el software de IA
- Encuestas incompletas o no enviadas

Modo de reclutamiento: La invitación a participar en la encuesta se realizó mediante correo electrónico, el cual se solicitó personalmente a los facultativos en la Unidad de Diagnóstico Prenatal. Se envió un documento informativo explicando los objetivos del estudio y un enlace a la encuesta de Google Forms mostrada en el Anexo II.

Tamaño muestral: La muestra final estuvo compuesta por 9 ecografistas.

3.5. INSTRUMENTO DE RECOGIDA DE DATOS

Se diseñó una encuesta online mediante Google Forms, compuesta por ítems sobre datos sociodemográficos, experiencia profesional y percepción del uso del software (utilidad, confianza, dificultades, intención de uso, etc.).

Fuentes de información: Se recogieron dos tipos de datos:

1. Datos de los profesionales:
 1. Edad, sexo
 2. Años de experiencia de la especialidad y en ecografía prenatal
 3. Tipo de centro de trabajo (centro médico de especialidades, centro hospitalario)
2. Opinión sobre el software de IA:
 1. Utilidad percibida antes y después del uso
 2. Confianza en el diagnóstico con IA
 3. Dificultades y beneficios identificados
 4. Preferencias por seguir usando el software en la práctica habitual

3.6. PROCEDIMIENTO

La encuesta fue difundida por correo electrónico durante un periodo de un mes (abril de 2025), tras la aprobación por parte del CEICA.

3.7. ANÁLISIS DE DATOS

Se plotearon los datos a una hoja de cálculo Excel y se hizo un análisis descriptivo empleando tablas dinámicas.

3.8. CONSIDERACIONES ÉTICAS

El estudio fue aprobado por el Comité de Ética e Investigación de la Comunidad Autónoma de Aragón (CEICA).

El estudio presenta un riesgo nulo para los participantes, ya que no implica procedimientos invasivos ni intervenciones en la práctica clínica, no afecta a la toma de decisiones médicas sobre los pacientes y no se recopilan datos clínicos identificativos ni información confidencial de los pacientes.

Los beneficios esperados son la ayuda del conocimiento sobre la aceptación de la IA en ecografías morfológicas fetales, así como identificar ventajas y posibles barreras en su implementación clínica.

La encuesta se realizó de forma anónima y recogió únicamente opiniones y experiencias de los profesionales sanitarios, sin afectar a su práctica clínica ni comprometer la seguridad de los pacientes. La encuesta tiene un consentimiento implícito que se obtuvo al inicio de la encuesta al marcar la casilla de aceptación, que es obligatoria.

El estudio no tiene implicaciones asistenciales, ya que no introduce cambios en la práctica clínica habitual ni interfiere en la atención de los pacientes ni en el tiempo de consulta. La encuesta llevó unos 5-10 minutos y no tuvo que realizarse en horario de consulta.

No se ofreció compensación económica o de otro tipo a los participantes.

4. RESULTADOS

En este apartado se presentan los resultados obtenidos a partir de la encuesta realizada a los 9 facultativos que accedieron a responder, cuyo objetivo fue conocer su percepción sobre el uso de un software de inteligencia artificial aplicado a las ecografías morfológicas fetales. La mayoría de las preguntas de la encuesta utilizaron una escala de Likert para evaluar el nivel de acuerdo o desacuerdo con declaraciones específicas. Otras preguntas fueron de opción múltiple o abiertas para obtener experiencias y sugerencias más detalladas (Ver Anexo II).

Los resultados se presentan de forma descriptiva y mediante gráficos, agrupados según las siguientes categorías:

- **Datos sociodemográficos y profesionales:**

La mayoría de los participantes tienen entre 30-35 años (55,56%), seguido por el grupo de 51 años o más (22,2%). Un participante pertenece al grupo de 36-40 años y otro al grupo de 41-50 años (Figura 14). Mayoritariamente fueron mujeres las que respondieron a la encuesta (8 de 9).

Más de la mitad de los encuestados realiza su actividad laboral en un hospital nivel II, Centro Médico de Especialidades (CME) (66,67%). El resto, trabaja en un hospital nivel III.

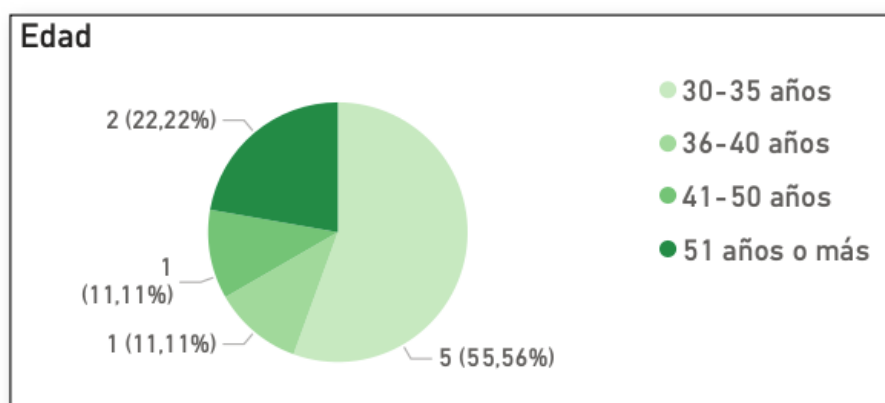


Figura 14. Resultados en cuanto a edad

La experiencia en la práctica especializada y en ecografías prenatales varió, distribuyéndose entre menos de 2 años y más de 20 años. 2 de los encuestados tienen menos de 2 años de experiencia en ecografías de diagnóstico prenatal. Solo dos de ellos tienen más de 20 años de práctica especializada (Figura 15).

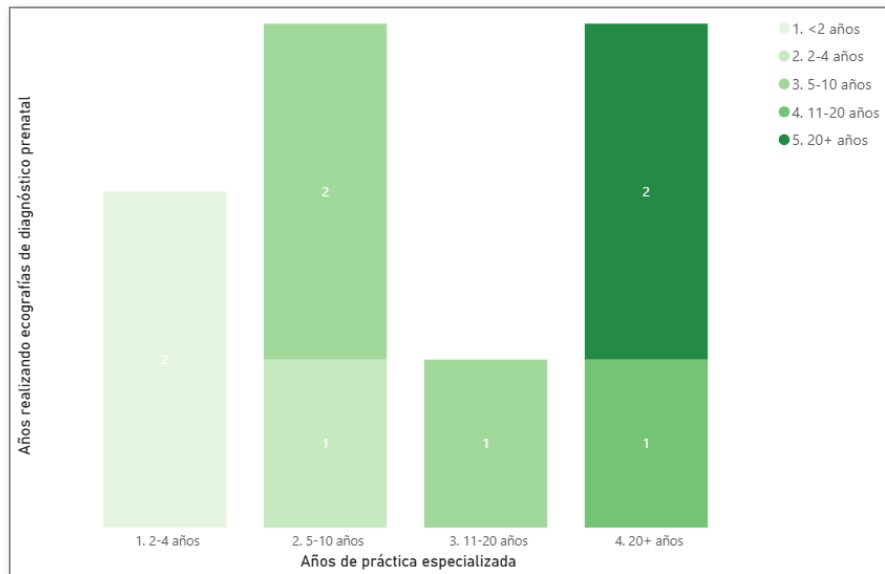


Figura 15. Resultados combinados en cuanto a años de práctica especializada y años realizando ecografías de diagnóstico prenatal

Todos los encuestados indicaron emplear un tiempo de 20 a 30 minutos para las ecografías morfológicas habituales.

○ **Percepción previa al uso del software:**

La mayoría de los participantes (n=6) consideraron que el uso de un software de IA para las ecografías prenatales es “muy útil”. Si relacionamos estas percepciones con los grupos de edad, en el grupo de 30 a 35 años, tres de los cinco encuestados lo consideraron “muy útil” y uno “algo útil”. Uno de los encuestados marcó ambas opciones. En contraste, en el grupo de mayor edad, uno de los profesionales lo calificó como “indiferente” (Figura 16). Atendiendo a los años de experiencia profesional, salvo en el grupo con más de 20 años de experiencia en el que se registraron respuestas indiferentes, el resto de los ecografistas consideraron útil el uso de un software de IA (Figura 17).

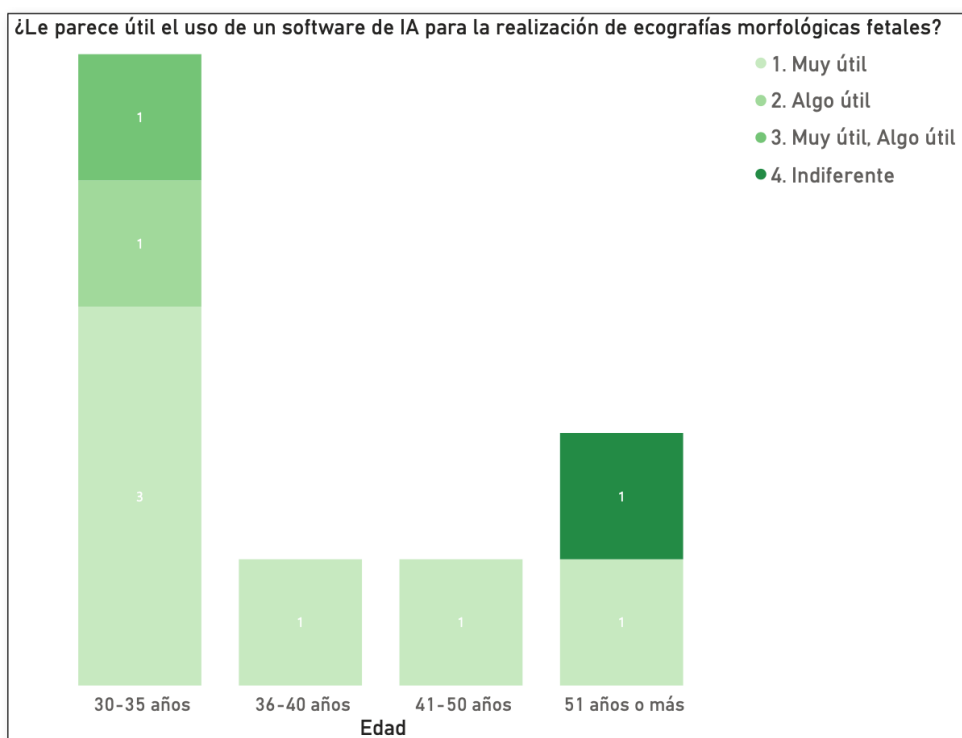


Figura 16. Relación entre grupo de edad y percepción de utilidad de un software de IA en ecografías morfológicas fetales.

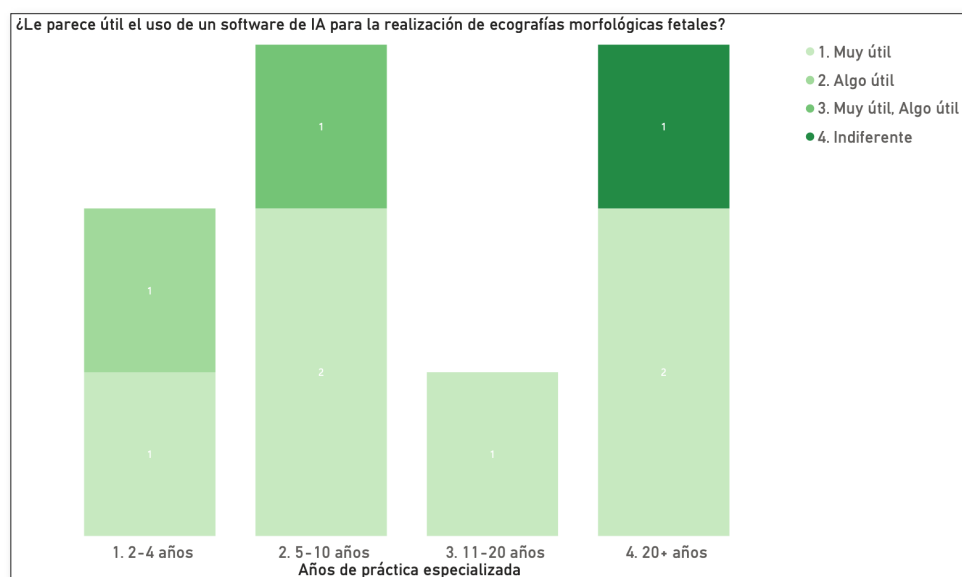


Figura 17. Relación entre años de práctica especializada y percepción de utilidad de un software de IA en ecografías morfológicas fetales.

Todos los participantes indicaron que se sentirían más seguros con el software, aumentando su confianza. No obstante, tres de ellos indicaron que se sentirían seguros, pero solo en algunos casos.

Siete ecografistas consideraron que el uso del software reduciría significativamente el **tiempo de exploración**. Uno opinó que lo reduciría un poco y otro que aumentaría el tiempo (Tabla 3).

Tabla 3. Resultados en cuanto a percepción de la influencia en el tiempo de ecografía

Respuesta	Frecuencia	Porcentaje
Sí, reduciría significativamente el tiempo	7	77,78%
Sí, reduciría un poco el tiempo	1	11,11%
No, me aumentaría el tiempo de evaluación	1	11,11%
Total	9	100%

- **Resultados tras el uso del software:**

El número de pacientes en las que se empleó el software varió, con un 44,4% usándolos en menos de 5 pacientes y el 33,3% en 5-10 pacientes. Solo una persona probó el software en más de 20 pacientes. En la mayoría de los casos (77,78%) todos los exámenes ecográficos fueron para las ecografías morfológicas fetales, que es para lo que el software está diseñado.

En todos los casos (n=9) el software no influyó en el número de exploraciones necesarias para completar la ecografía. Incluso en un caso se indicó que redujo el número.

Al analizar los datos sobre la **percepción del tiempo** que tardaron en realizar las ecografías morfológicas con el software, podemos apreciar una discrepancia entre las expectativas y la experiencia real (Figura 18). Aunque la mayoría esperaba un ahorro significativo de tiempo, más de la mitad de ellos no percibieron tal mejora, indicando tardar lo mismo con las ecografías tradicionales (n=3). Incluso algunos indicaron que el proceso se alargó (n=3). Una persona indicó haber tardado igual y más tiempo en las ecografías.

Si lo comparamos con los años de experiencia, se observa que los participantes con entre 5 y 10 años de práctica especializada fueron quienes en mayor proporción percibieron que el uso de software de IA implicaba más tiempo que sin él, mientras uno de ellos consideró que tardaba igual. En el grupo de 2 a 4 años de experiencia, uno afirmó que tardaba igual y otro que empleaba el mismo y más tiempo con la IA. Por su parte, los profesionales con más de 20 años de experiencia ofrecieron respuestas más variadas: uno percibió una reducción de tiempo, otro una igualdad y otro un aumento. Finalmente, el único encuestado con 11-20 años de experiencia, manifestó que con el software se requería menos tiempo que sin él (Figura 19).

Comparándolo con los grupos de edad, los facultativos entre 36 y 50 años tardaron menos tiempo. El grupo de 30-35 años tuvo opiniones divididas: dos tardaron igual, otros dos tardaron más tiempo y uno indicó ambas opciones. Por otro lado, en el grupo de mayor edad, una persona indicó tardar lo mismo y otra tardar más tiempo (Figura 20).

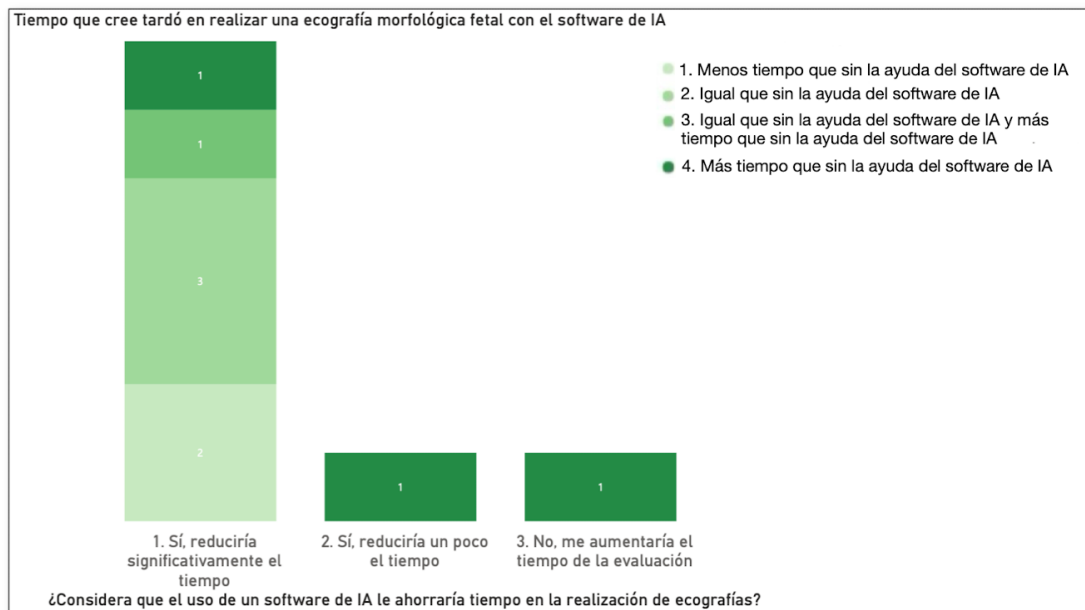


Figura 18. Relación entre la percepción previa y la experiencia real sobre el tiempo de exploración con el software

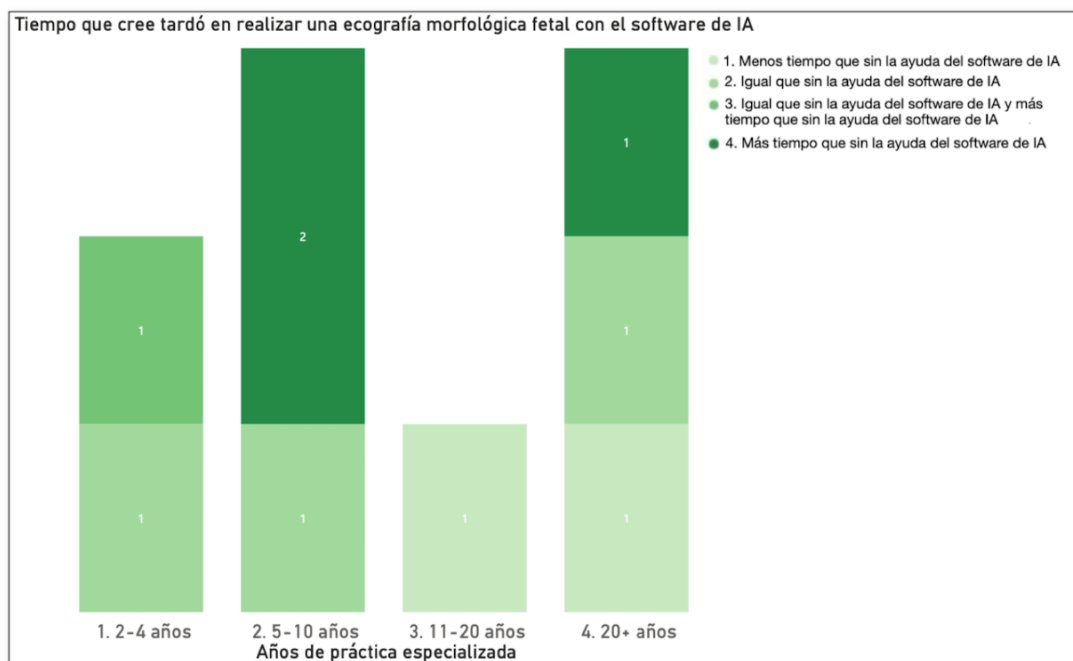


Figura 19. Relación entre los años de experiencia y el tiempo de exploración con el software

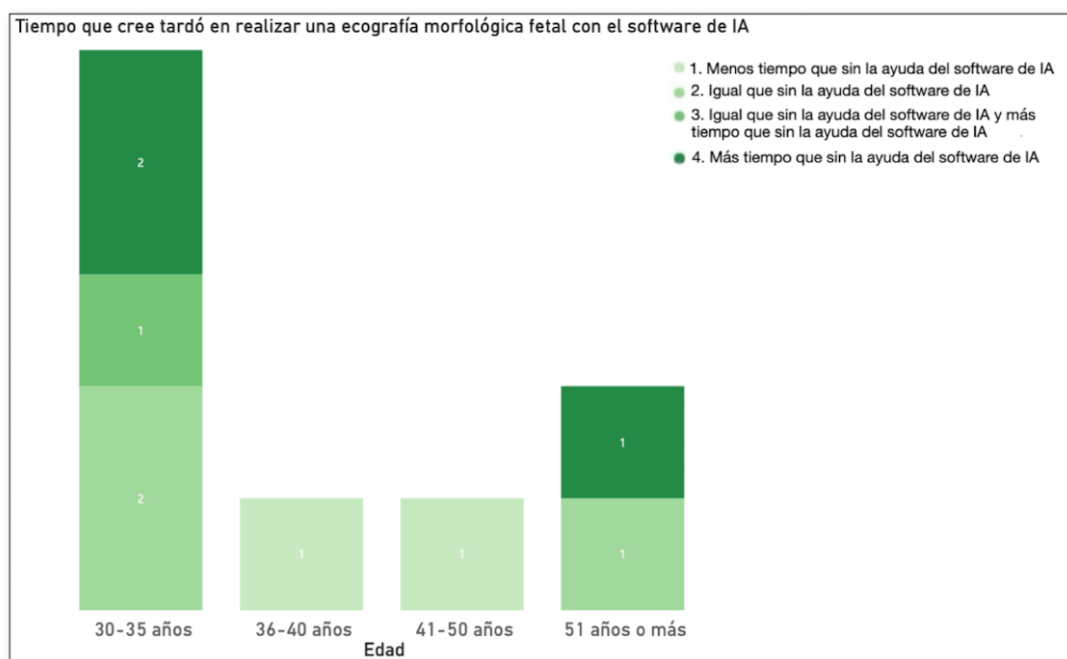


Figura 20. Relación entre la edad y el tiempo de exploración con el software

Con respecto a la seguridad percibida, al igual que antes de su uso, todos afirmaron sentirse más **seguros** con el software. Atendiendo a la seguridad percibida según la experiencia clínica, uno de los profesionales con menos de 2 años de experiencia indicó que se sintió mucho “más seguro/a”. El resto expresó sentirse “algo más seguro/a”, con una distribución homogénea en todos los rangos de experiencia, incluyendo a los profesionales con más de 20 años en el campo. No se registraron respuestas negativas.

Al analizar cómo calificaron la **precisión diagnóstica** del software de IA en comparación con su práctica habitual, la mayoría de los participantes la consideraron algo más precisa (n=6). Solo un participante la consideró igual de precisa y dos la valoraron como mucho más precisa. Este patrón se mantuvo independientemente de los años de experiencia en ecografía de diagnóstico prenatal. Tanto quienes llevaban menos de 2 años como quienes superaban los 20 años de experiencia coincidieron en percibir una mejora diagnóstica con el uso de IA (Tabla 4).

Tabla 4. Precisión diagnóstica percibida con el software según los años de experiencia clínica

Años de experiencia	Mucho más precisa	Algo más precisa	Igual de precisa	Total
2-4 años	1	1	0	2
5-10 años	0	2	1	3
11-20 años	0	1	0	1
+20 años	1	2	0	3

Con respecto a su **intención de seguir utilizando** el software de IA en su práctica habitual, la mayoría de los encuestados que consideraron el uso de software de IA como muy útil manifestaron, tras su uso, el deseo de seguir utilizándolo en todas las ecografías (n=6). Se compararon las respuestas en función de la edad, los años de experiencia profesional y el lugar de trabajo habitual:

El grupo de edad de 30 a 35 años mostró la mayor predisposición a continuar utilizando el software de IA, con tres encuestados que desearían emplearlo en todas las ecografías y uno que lo aplicaría específicamente en las morfológicas. En cambio, entre los grupos de mayor edad, solo uno de ellos manifestó su interés de incluirla en todas las ecografías (Figura 21).

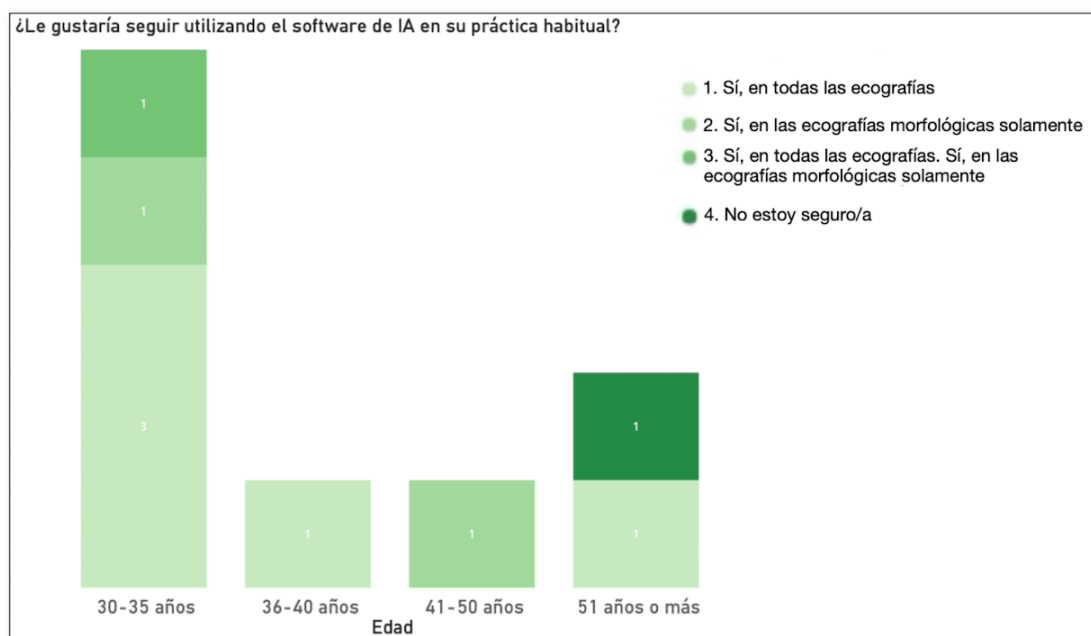


Figura 21. Relación entre edad e interés en seguir utilizando el software

Los profesionales con entre 5 y 10 años de experiencia mostraron una alta predisposición a seguir utilizando el software de IA. En contraste, los profesionales con más de 20 años de experiencia ofrecieron respuestas más variadas, incluyendo dudas (“no estoy seguro/a”) y un uso limitado a las ecografías morfológicas (Figura 22).

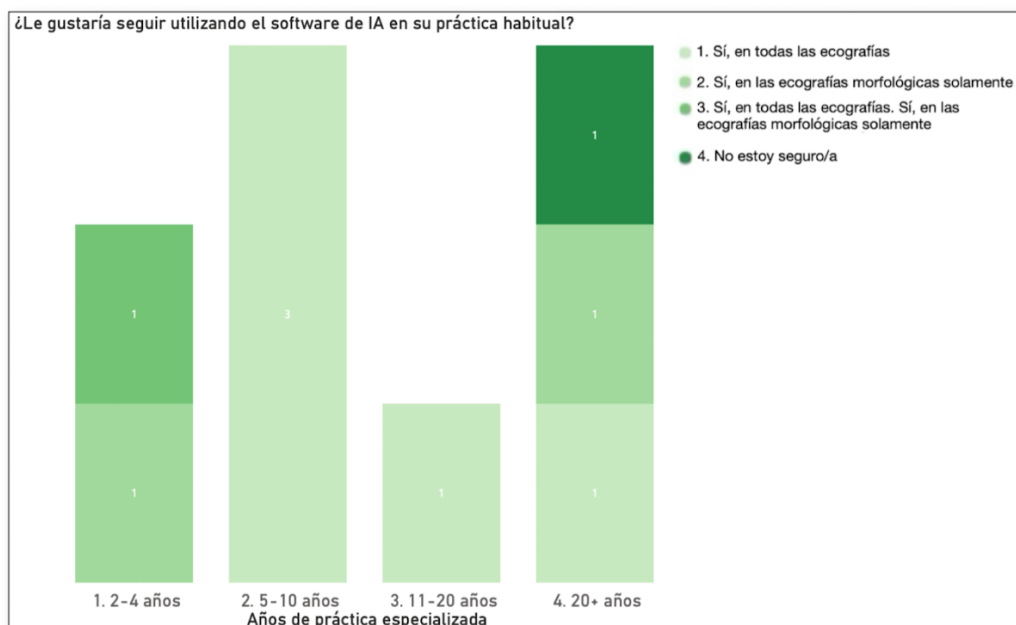


Figura 22. Relación entre años de experiencia e interés en seguir utilizando el software

Al analizar los datos según el lugar de trabajo, se observó que la mayoría de los profesionales del Centro Médico de Especialidades se mostraron a favor de continuar utilizando el software de IA en su práctica habitual. De estos, cuatro indicaron que lo usarían en todas las ecografías, uno solo en las morfológicas y otro en ambas. En contraste, entre los tres encuestados que trabajan en el Hospital de nivel III, las opiniones fueron más diversas; uno expresó intención de usarlo en todas las ecografías, otro únicamente en morfológicas y uno se mostró inseguro respecto a su uso continuado (Figura 23).

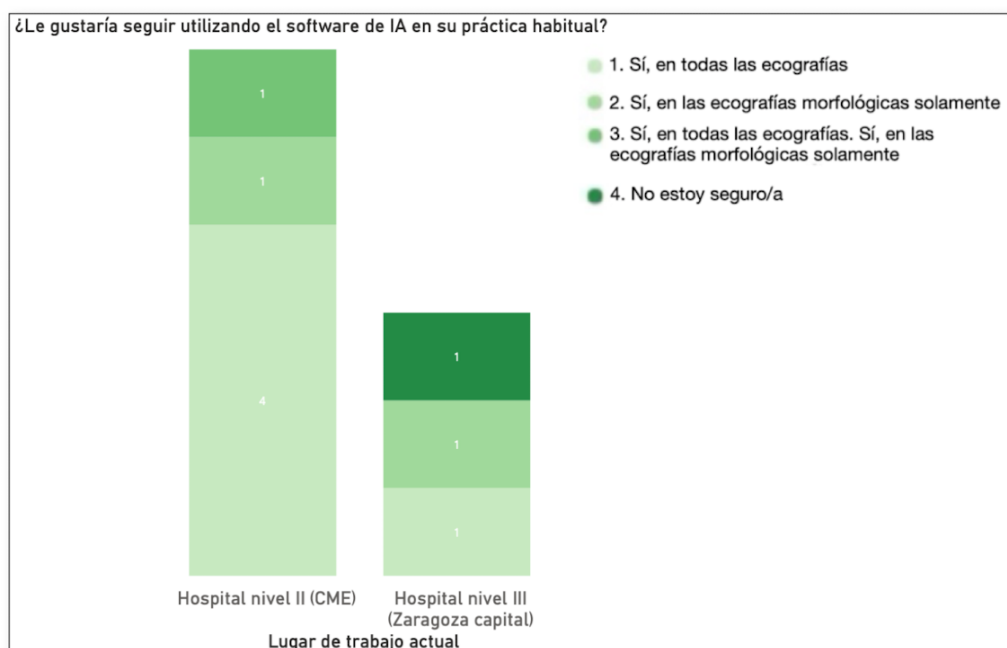


Figura 23. Relación entre lugar de trabajo e interés en seguir utilizando el software

- Beneficios, dificultades y sugerencias

Los **beneficios** más frecuentemente identificados fueron la mayor confianza en el diagnóstico (n=6) y, en menor medida, la reducción del tiempo de exploración (n=1) y la mayor precisión diagnóstica (n=1). Solo un participante indicó no haber encontrado beneficios en el uso del software (Figura 24).

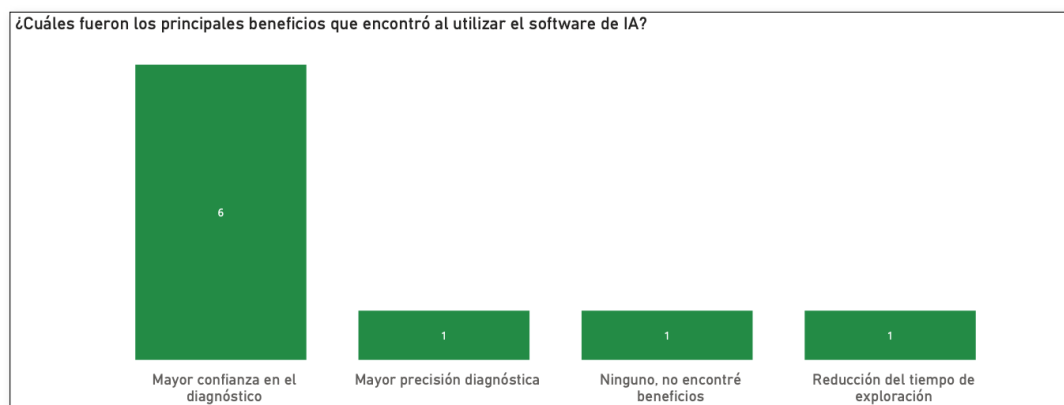


Figura 24. Principales beneficios encontrados

Al preguntar por las principales **dificultades** encontradas al usar el software de IA, las respuestas fueron variadas. El mayor problema identificado fue el aumento del tiempo de evaluación (n=3), seguido de las dificultades de integración con los equipos actuales (n=2). Uno de los facultativos marcó, además de los anteriores problemas, una interfaz complicada. Tres participantes indicaron no encontrar ninguna dificultad y que les pareció fácil de usar (Figura 25).

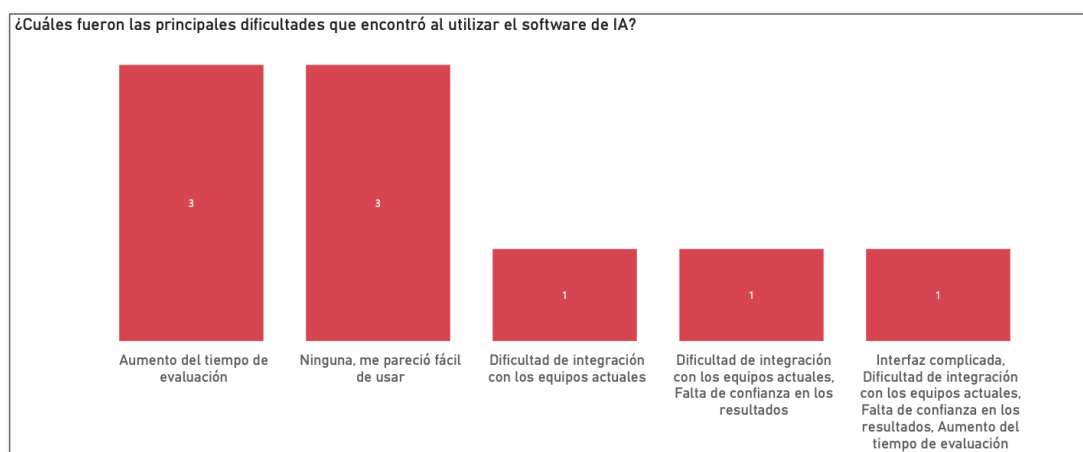


Figura 25. Principales dificultades encontradas

Finalmente, se dejó una pregunta de respuesta libre donde los participantes pudieran aportar **sugerencias de mejora**. 4 facultativos respondieron a la cuestión; Dos de ellos indicaron que el software podría mejorar si se ampliaran los órganos e ítems a poder valorar y otros dos sugirieron integrar el sistema dentro del ecógrafo.

5. DISCUSIÓN

En este trabajo se pretende abordar la implementación de la inteligencia artificial en las ecografías morfológicas fetales desde una perspectiva cualitativa, poniendo el foco en la percepción de los profesionales. Los médicos son, en última instancia, quienes deben tomar decisiones basadas en información proporcionada por estas tecnologías, por tanto, sus percepciones sobre la precisión y confiabilidad de la IA son esenciales para determinar su adopción a gran escala. No obstante, a pesar de los avances significativos en la ecografía obstétrica y la inteligencia artificial, hay una falta de estudios que investiguen las perspectivas de los médicos obstétricos sobre las posibles contribuciones de la IA dentro de su campo. Esta brecha es preocupante, puesto que comprender las expectativas, cuestiones y necesidades de cada profesional de la salud es crucial para integrar con éxito las tecnologías en la práctica clínica. Es por ello por lo que uno de los objetivos de este trabajo es analizar las opiniones de los ecografistas ante el empleo de un software en las ecografías prenatales, con el fin de sacar conclusiones que puedan servir para futuras aportaciones.

Con el objetivo de contextualizar los resultados obtenidos, se ha realizado una revisión de estudios similares que han encuestado a ecografistas u otros profesionales de imagen médica sobre su percepción del uso de la IA en su práctica clínica. Dentro de estos artículos, hay una serie de similitudes, ya que la mayoría de ellos destacan la mejora en la precisión diagnóstica mediante el uso de IA. Sin embargo, difieren en las técnicas y modelos de uso, mostrando diversidad en la aplicación de estas herramientas en la medicina.

Los resultados de nuestro estudio muestran una actitud favorable generalizada hacia el uso de la IA, independientemente de la edad o los años de experiencia, contradiciendo la idea de que la tecnología solo es aceptada por profesionales jóvenes. Atendiendo a estudios publicados, si bien no siempre se hallan diferencias estadísticamente significativas por edad, sí que se indica una mayor apertura hacia la tecnología entre los profesionales más jóvenes, como en el estudio español de *Catanese et al.*, de 2024, que encuestó a médicos residentes y radiólogos españoles [27], o el estudio de *Cotelo* para la página web Medscape en 2024, donde buscaba conocer la opinión de médicos españoles sobre la aplicación de IA en su práctica diaria [28]. En el estudio europeo de *Huisman et al.*, en 2019, que buscaba el conocimiento y la actitud hacia la IA entre radiólogos y residentes [29], se encontró también una asociación independiente significativa entre una actitud abierta y proactiva hacia la IA y la edad más joven.

Atendiendo a los resultados obtenidos sobre la opinión de los facultativos tras emplear el software, se observó una discrepancia entre las expectativas iniciales y la experiencia real respecto al tiempo de exploración. Aunque algunos facultativos esperaban una reducción en

la duración de las ecografías, en la práctica no todos percibieron mejoras sustanciales. Esto podría deberse a la falta de familiaridad con el sistema o una integración aún mejorable. Estudios previos como el de *Lozano et al.*, de 2024, que encuestó a oncólogos para identificar la efectividad y mejora con sistemas de IA [30], y el estudio de *Cotelo* [28], muestran como los especialistas ven una clara expectativa de que la IA podría acelerar el tiempo de diagnóstico, sin embargo, la falta de estudios que evalúe la aplicabilidad de la IA en la práctica diaria impide valorar si estas percepciones son realmente experimentadas en un entorno clínico real. Es cierto que los estudios sobre herramientas de IA demuestran la reducción significativa de tiempo, como alguno de los estudios citados en el marco teórico, o el estudio de *Matthew et al.* [31] que comparó la calidad del examen ecográfico asistido con IA y la técnica manual estándar y donde se observó un ahorro de tiempo promedio de 7,62 minutos. Sin embargo, no dejan de ser estudios retrospectivos que no demuestran la realidad en la práctica médica.

En cuanto a la precisión diagnóstica, más de la mitad de los encuestados percibió una mejora respecto a su práctica habitual. Todos los participantes se sintieron más seguros al utilizar el software, lo que respalda su valor como herramienta de refuerzo clínico. Esto coincide con estudios como el de *Matthew et al.*, [31] donde los ecografistas destacaron mejoras tanto en tiempo como en calidad diagnóstica, así como un mayor enfoque en la interpretación de imágenes fetales.

La confianza diagnóstica fue el beneficio más mencionado, seguido de la precisión y la eficiencia. Anteriormente mencionábamos el concepto de la “caja negra” de los modelos de aprendizaje profundo. Esto sigue siendo un reto, al dificultar la interpretabilidad de decisiones automatizadas. Sin embargo, el enfoque de este software, que actúa como guía de planos sin emitir un juicio diagnóstico, permite mantener el control en manos del profesional y favorece la confianza de uso. Esto sugiere que la IA puede actuar como un sistema de doble verificación, reduciendo la carga cognitiva del profesional. Estudios como el de *Lim SS et al.* (2022) con el objetivo de valorar la percepción de médicos no radiólogos sobre el uso de IA en informes de diagnóstico por imágenes médicas [32], se muestra que la seguridad percibida aumenta cuando la IA es utilizada como apoyo y no como fuente autónoma de diagnóstico. Vemos pues, que aún queda camino por recorrer y grados de confianza que ganar hasta que la IA realice importantes acciones médicas de manera totalmente automatizada.

Las principales barreras encontradas en nuestro estudio fueron el aumento del tiempo de evaluación en algunos casos, la falta de formación y la necesidad de una mejor integración técnica. Estas preocupaciones están alineadas con otros estudios (*Catanese* [27]; *Cotelo* [28], *Huisman* [29]) que destacan la importancia de la capacitación en herramientas de IA como elemento clave para su éxito clínico. La mayor parte de los estudios coinciden en una opinión

concreta; la inteligencia artificial tiene una primera impresión de aceptación generalizada, pero la falta de formación en el uso de estas herramientas es un hándicap para su implementación en la práctica médica habitual. Por ejemplo, en el estudio de Vigliano et al en 2022, que valoró el conocimiento e interés de los radiólogos argentinos acerca de la IA, la mayoría reportó un conocimiento escaso, indicando no haber utilizado nunca un software de IA en la práctica clínica; un 88,2% manifestó interés y vio necesaria la formación en este campo [33].

Cabe destacar la relevancia del aspecto ético del uso de la IA en medicina. Aunque en este estudio los ecografistas no sintieron preocupación por las incógnitas éticas que dejan estos sistemas, la mayoría de los estudios identifican la incertidumbre por parte de los facultativos sobre la regulación de estas herramientas en la medicina, lo que puede ser debido al diseño de las encuestas y sus preguntas dirigidas. Por ejemplo, en el estudio de *Coakley et al.* [34] realizado en Europa con el objetivo de investigar las percepciones y conocimientos de los radiólogos en cuanto a la educación actual de IA, el 57,3% expresó preocupación por cuestiones éticas que rodean a estas herramientas. En el estudio de *Brito et al.*, de República Dominicana en 2024, surgen preocupaciones éticas y de seguridad, incluyendo privacidad de datos y posibles sesgos, dentro de la comunidad de residentes de medicina [35]. En la encuesta nacional en línea realizada en Italia para explorar el conocimiento sobre las aplicaciones actuales de IA en radiología, el 90,4% cree que se deberían establecer políticas específicas para regular su uso en la práctica clínica [36].

En general, la introducción de la inteligencia artificial en la práctica clínica ofrece muchos beneficios potenciales, pero también muchos desafíos e incertidumbres que generan preocupaciones. Hoy en día, solo una pequeña parte de los datos recopilados en los hospitales se emplea para desarrollar IA. Cuanto más extensa sea la base de datos con la que se entrena la IA, más precisos y fiables serán los resultados.

Se plantean interrogantes acerca del potencial de la IA para mejorar la exactitud en el diagnóstico, disminuir los errores en el resultado, agilizar las ecografías y reducir inequidades en la atención médica.

LIMITACIONES

Dentro de las limitaciones de este estudio se encuentran:

- Un tamaño de muestra relativamente pequeño, dado que son pocos los profesionales que realizan ecografías prenatales en el servicio del Hospital Universitario Miguel Servet, y entre ellos, hubo facultativos que no quisieron utilizar el software.
- Periodo de tiempo de estudio limitado a un mes.
- Imposibilidad, debido al diseño de estudio, de valorar otras características del uso de software de IA en diagnóstico prenatal, como por ejemplo determinar si la asistencia por IA mejora la detección de malformaciones congénitas, aspecto que podría ser evaluado en estudios posteriores con un seguimiento mayor.
- No se han incluido variables numéricas objetivas como tiempo de ejecución de las ecografías en vez de la percepción personal del tiempo por parte de los facultativos.
- El estudio está sometido al sesgo de selección: solo respondieron aquellos facultativos que accedieron a participar, pudiendo ser los que tienen opiniones más extremas o favorables. Y sesgo de recuerdo, ya que las respuestas dependen de la memoria subjetiva de los facultativos sobre su experiencia con la IA.

6. CONCLUSIONES

6.1. CONCLUSIONES DE REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA

- Según los estudios publicados, la combinación de IA y ecografía obstétrica puede ayudar a optimizar el examen ecográfico, reduciendo el tiempo de examen y aumentando la precisión diagnóstica
- La IA requiere grandes volúmenes de información clínica para su entrenamiento, lo que plantea preocupaciones éticas y de privacidad respecto al uso y almacenamiento de datos médicos
- A pesar de su potencia, la IA plantea retos significativos en términos de responsabilidad legal
- Aunque la IA domina actualmente las conferencias y la literatura, su adopción clínica todavía se encuentra en sus primeras etapas
- Es crucial explorar la motivación y el compromiso de los usuarios para una integración efectiva de la IA en la práctica clínica diaria
- Pocos estudios han valorado la opinión de los ecografistas sobre el uso de la IA en su práctica clínica

6.2. CONCLUSIONES DEL ESTUDIO EXPERIENCIA DEL USUARIO

- En nuestro estudio no se observaron fuertes tendencias marcadas por la edad o años de experiencia
- La reducción del tiempo de exploración con el software fue menor de la esperada por la mayoría de los facultativos
- La muestra del estudio, a pesar de pequeña, representa una aceptación global hacia los softwares de IA, con limitaciones técnicas y necesidad de mejora en la integración
- En la mayoría de los estudios de opinión, los profesionales apuntan a una necesidad de mayor formación en IA
- Sería recomendable realizar estudios con muestras más amplias para evaluar la reproducibilidad de estos resultados

7. BIBLIOGRAFÍA

1. Montes E, Arenas Ramírez J, Escribano Abad D, Galindo Izquierdo A. Guía de la exploración ecográfica del corazón fetal: Guía de asistencia práctica de la sección de Ecografía Obstétrico-ginecológica de la SEGO [Internet]. Madrid: Sociedad Española de Ginecología y Obstetricia (SEGO); 2020 [citado 2025 feb 26]. Disponible en: <https://www.sgom.org/uploads/app/1660/elements/file/file1716536980.pdf>
2. EUROCAT. Prenatal screening and diagnosis [Internet]. European Platform on Rare Disease Registration; 2025 [citado 2025 abr 25]. Disponible en: https://eu-rd-platform.jrc.ec.europa.eu/eurocat/eurocat-data/prenatal-screening-and-diagnosis_en
3. Faci Alcalde E, Ramos Fuentes F, González de Agüero Laborda R, Casado Pellejero J. Estudio epidemiológico de defectos congénitos en un área poblacional de Zaragoza, España. Bol Pediatr Arag Rioj Sor [Internet]. 2021;51(2):71-80. [Citado 2025 abr 3]. Disponible en: <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=8098045>
4. Camprubí Polo C. Análisis de malformaciones ecográficas y resultado perinatal en la Unidad de Diagnóstico prenatal del Sector III de Zaragoza en los últimos 5 años. [Trabajo de Fin de Grado en Internet]. Zaragoza: Universidad de Zaragoza; 2022 [citado 2025 abr 25]. Disponible en: <https://zaguan.unizar.es/record/119529/files/TAZ-TFG-2022-825.pdf>
5. Sriraam N, Chinta B, Suresh S, Sudharshan S. Ultrasound imaging based recognition of prenatal anomalies: a systematic clinical engineering review. Prog Biomed Eng (Bristol). 2024 May 7;6(2). doi: [10.1088/2516-1091/ad3a4b](https://doi.org/10.1088/2516-1091/ad3a4b). PMID: [39655845](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/39655845/).
6. Arenas J, Galindo A, Puerto B, Sainz JA, Gómez E, Escribano D. Guía sistemática de la exploración ecográfica del segundo trimestre. Guía de asistencia práctica de la sección de Ecografía Obstétrico-ginecológica de la SEGO [Internet]. Madrid: Sociedad Española de Ginecología y Obstetricia (SEGO); 2020 [citado 2025 feb 26]. Disponible en: https://sego.es/Guias_de_Asistencia_Practica#ecografia
7. Pelayo Delgado I, Gómez Montes E, Álvaro Navidad M. Update on second trimester ultrasound scanning in pregnancy. Clín Investig Ginecol Obstet. 2025;52(1). <https://doi.org/10.1016/j.gine.2024.100997>
8. Daputo, J, Zini L, Odone F. Knowledge distillation for efficient standard scanplane detection of fetal ultrasound. Med Biol Eng Comput. 2024; 62:73-82. <https://doi.org/10.1007/s11517-023-02881-4>
9. Carvalho JS, Axt-Flidner R, Chaoui R, Copel JA, Cuneo BF, Goff D, et al. ISUOG Practice Guidelines (updated): fetal cardiac screening. Ultrasound Obstet Gynecol. 2023;61(6):788–803. <https://doi.org/10.1002/uog.26224>

10. Baumgartner CF, Kamnitsas K, Matthew J, Fletcher TP, Smith S, Koch LM. SonoNet: Real-Time Detection and Localisation of Fetal Standard Scan Planes in Freehand Ultrasound. *IEEE Transactions on Medical Imaging*. 2017;36(11):2204-2215. doi:[10.1109/TMI.2017.2712367](https://doi.org/10.1109/TMI.2017.2712367)
11. Van Nisselrooij AEL, Teunissen AKK, Clur SA, Rozendaal L, Pajkrt E, Linskens IH, Rammeloo L, Van Lith JMM, Blom NA, Haak MC. Why are congenital heart defects being missed? *Ultrasound Obstet Gynecol*. 2020;55(6):747-757. doi:[10.1002/uog.20358](https://doi.org/10.1002/uog.20358)
12. Coronado-Gutiérrez D, Eixarch E, Monterde E, Matas I, Traversi P, Gratacós E, Bonet-Carne E, Burgos-Artizzu XP. Automatic deep learning-based pipeline for automatic delineation and measurement of fetal brain structures in routine mid-trimester ultrasound images. *Fetal Diagn Ther*. 2023;0(6):480–490. doi:[10.1159/000533203](https://doi.org/10.1159/000533203)
13. Sotiriadis A, Odibo AO. Systematic error and cognitive bias in obstetric ultrasound. *Ultrasound Obstet Gynecol*. 2019;53(4):431–435. doi:[10.1002/uog.20232](https://doi.org/10.1002/uog.20232)
14. Drukker I, Noble JA, Papageorgiou AT. Introduction to artificial intelligence in ultrasound imaging in obstetrics and gynecology. *Ultrasound Obstet Gynecol*. 2020;56(4): 498-505. doi:[10.1002/uog.22122](https://doi.org/10.1002/uog.22122)
15. European Commission. Artificial Intelligence: A European Perspective [Internet]. Luxembourg: Publications Office of the European Union. 2018 [citado 25 abr 2025]. Disponible en: <https://publications.jrc.ec.europa.eu/repository/handle/JRC113826>
16. Cobo M, Lloret L. ¿Qué sabemos de? Inteligencia artificial y medicina. Madrid: Consejo Superior de Investigaciones Científicas (CSIC). 2023
17. Beunza Nuin JJ, Puertas Sanz E, Rodríguez-Vila B, Condés Moreno E, Bonis Sanz, J. Manual práctico de inteligencia artificial en entornos sanitarios 2ª edición. Elsevier. 2023
18. Patel DJ, Chaudhari K, Acharya N, Shrivastava D, Muneeba S. Artificial intelligence in obstetrics and gynecology: Transforming care and outcomes. *Cureus*. 2024; 16(7): e64725. doi:[10.7759/cureus.64725](https://doi.org/10.7759/cureus.64725)
19. GE HealthCare. SonoBiometry-Versana [Internet]. EMEA: GE HealthCare [citado 2025 may 5]. Disponible en: <https://www.versanaclub.net/emea/sono-biometry>
20. Bano S, Dromey B, Vasconcelos F, Napolitano R, David A, Peebles DM, Stoyanov D. AutoFB: automating fetal biometry estimation from standard ultrasound planes. In: de Bruijne M, et al., editors. *Medical image computing and computer assisted intervention-MICCAI 2021*. Cham: Springer; 2021. p. 228–38. (Lecture Notes in Computer Science; vol. 12907)

21. Szymon Płotka et al. Deep learning fetal ultrasound video model match human observers in biometric measurements. *Phys. Med. Biol.* 2022;67(4):045013. doi:10.1088/1361-6560/ac4d85
22. Viswanathan AV, Pokaprakarn T, Kasaro MP, Shah HR, Prieto JC, Benabdelkader C, et al. Deep learning to estimate gestational age from fly-to cineloop videos: A novel approach to ultrasound quality control. *Int J Gynecol Obstet.* 2024;165(3):1013-1021. doi:[10.1002/ijgo.15321](https://doi.org/10.1002/ijgo.15321)
23. Ciobanu ȘG, Enache IA, Iovoaica-Rănescu C, Berbecaru EJA, Vochin A, Băluță ID. Automatic Identification of Fetal Abdominal Planes from Ultrasound Images Based on Deep Learning. *J Digit Imaging. Inform. med.* (2025). doi:[10.1007/s10278-025-01409-6](https://doi.org/10.1007/s10278-025-01409-6)
24. Yeo L, Romero R. Fetal Intelligent Navigation Echocardiography (FINE): a novel method for rapid, simple, and automatic examination of the fetal heart. *Ultrasound Obstet Gynecol.* 2013; 42(3):268-84. doi: [10.1002/uog.12563](https://doi.org/10.1002/uog.12563). PMID: 24000158; PMCID: PMC9651141
25. Kim R, Lee MY, Lee YJ, Won HS, Park J, Lee J, Choi K. Artificial intelligence based automatic classification, annotation, and measurement of the fetal heart using HeartAssist. *Sci Rep.* 2025;15: 13055. doi:[10.1038/s41598-025-97934-z](https://doi.org/10.1038/s41598-025-97934-z)
26. Stirnemann JJ, Besson R, Spaggiari E, Rojo S, Loge F, Peyro-Saint-Paul H, et al. Development and clinical validation of real-time artificial intelligence diagnostic companion for fetal ultrasound examination. *Ultrasound Obstet Gynecol.* 2023;62(3):353-360. doi:[10.1002/uog.26242](https://doi.org/10.1002/uog.26242)
27. Catanese A, Mattiello G, Azam S, Puyalto P. Opiniones de los especialistas y residentes de radiología sobre la inteligencia artificial. *Radiología.* 2024;66(2):189-195. Disponible en: <https://www.elsevier.es/es-revista-radiologia-119-avance-resumen-opiniones-especialistas-residentes-radiologia-sobre-S0033833824000274>
28. Cotelo J. Informe de Inteligencia Artificial y medicina: resultados de los médicos españoles. Medscape en español. 2024. Disponible en: https://espanol.medscape.com/diapositivas/59000200?icd=login_success_gg_match_norm&isSocialFTC=true#26
29. Huisman M, Ranschaert E, Parker W, et al. An international survey on AI in radiology in 1,041 radiologists and radiology residents part 1: fear of replacement, knowledge, and attitude. *European radiology.* 2021;31(9):7058. doi: [10.1007/s00330-021-07781-5](https://doi.org/10.1007/s00330-021-07781-5)
30. Lozano AA, Oviedo JA, Rojas LM. Análisis de la eficacia de la inteligencia artificial en la predicción temprana del cáncer de mama [seminario de investigación]. Bogotá: Universidad EAN. 2024. Disponible en:

<https://repository.universidadean.edu.co/server/api/core/bitstreams/a5ff5468-7df9-49e5-a938-6fa34e75c9b3/content>

31. Matthew J, Skelton E, Day TG, et al. Exploring a new paradigm for the fetal anomaly ultrasound scan: Artificial intelligence in real time. *Prenat Diagn.* 2022; 42(1): 49-59. doi:[10.1002/pd.6059](https://doi.org/10.1002/pd.6059)
32. Lim SS, Phan TD, Law M, Goh GS, Moriarty HK, Lukies MW, Joseph T, Clements W. Non-radiologist perception of the use of artificial intelligence (AI) in diagnostic medical imaging reports. *Journal of medical imaging and radiation oncology.* 2022; 66(8): 1029–1034. doi: [10.1111/1754-9485.13388](https://doi.org/10.1111/1754-9485.13388)
33. Vigliano A, Gómez Lastra M, Miquelini A, Chaves H. Percepción de la inteligencia artificial en la comunidad radiológica argentina. *Rev Argent Radiol.* 2024;88(2): 49-57. https://servimed.com.mx/revistacir/8_2024/pdf/argentina/1_ar_es.pdf
34. Coakley S, Young R, Moore N, England A, O'Mahony A, O'Connor OJ, et al. Radiographers' knowledge, attitudes and expectations of artificial intelligence in medical imaging. *Radiography.* 2022; 28; 943-948. DOI: [doi: 10.1016/j.radi.2022.06.020](https://doi.org/10.1016/j.radi.2022.06.020)
35. Brito Martínez FL. Percepciones y temores: inteligencia artificial en la profesión médica en residentes en hospital de tercer nivel, Puerto Plata, Rep. Dom. [Tesis de Grado en Internet]. Universidad Nacional Pedro Henríquez Ureña; 2024. Disponible en: <https://repositorio.unphu.edu.do/bitstream/handle/123456789/5983/Percepciones%20y%20temores%20inteligencia%20artificial%20en%20la%20profesi%20m%20m%20c%20a9dica%20en%20residentes%20en%20hospital%20de%20tercer%20nivel%20c%20puerto%20plata%20rep%20dom%20c%20febrero-%20mayo%202024.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
36. Coppola F, Faggioni L, Regge D. et al. Artificial intelligence: radiologists' expectations and opinions gleaned from a nationwide online survey. *Radiol med.* 2021; 126: 63–71. doi:[10.1007/s11547-020-01205-y](https://doi.org/10.1007/s11547-020-01205-y)

8. ANEXOS

8.1. ANEXO I. APROBACIÓN DEL TRABAJO POR EL CEICA

A continuación, se presenta el documento firmado por el Comité de Ética de la Investigación de la Comunidad Autónoma (CEICA), en el que se aprueba la realización de este Trabajo de Fin de Grado:



CEIC Aragón (CEICA)

Dictamen Favorable

C.I. PI25/128

26 de marzo de 2025

Dña. María González Hínjos, Secretaria del CEIC Aragón (CEICA)

CERTIFICA

1º. Que el CEIC Aragón (CEICA) en su reunión del día 26/03/2025, Acta Nº 06/2025 ha evaluado la propuesta del Trabajo:

Título: Valoración del uso de un Software de IA en Ecografías Morfológicas Fetales (experiencia de usuario).

Estudiante: Cayetana Mendivil Gil

Tutores: Jara Pascual Mancho, Mauricio Tajada Duaso

Versión protocolo: Versión 3.0 de 17 marzo 2025

Encuesta online

2º. Considera que

- El proyecto se plantea siguiendo los requisitos de la Ley 14/2007, de 3 de julio, de Investigación Biomédica y los principios éticos aplicables.
- El Tutor/Director garantiza la confidencialidad de la información, la obtención de los consentimientos informados, el adecuado tratamiento de los datos en cumplimiento de la legislación vigente y la correcta utilización de los recursos materiales necesarios para su realización.

3º. Por lo que este CEIC emite **DICTAMEN FAVORABLE** a la realización del trabajo.

4º. El presente dictamen favorable sólo tendrá **validez hasta la fecha declarada de final del estudio (mayo de 2025)**, la modificación de esta fecha o cualquier otra modificación sustancial de las condiciones y/o metodología respecto de la versión arriba referenciada del protocolo o del documento de información debe presentarse de nuevo a evaluación por el comité.

Lo que firmo en Zaragoza, a fecha de firma electrónica

GONZALEZ
HINJOS MARIA
DNI 03857456B
Firmado digitalmente por
GONZALEZ HINJOS MARIA
- DNI 03857456B
Fecha: 2025.04.02 10:07:57
+02'00'
María González Hínjos

8.2. ANEXO II. ENCUESTA APLICADA A LOS FACULTATIVOS

Uso de un Software de IA en Ecografías Morfológicas Fetales

Estimado/a especialista en obstetricia,

Le agradecemos por participar en esta encuesta. Su opinión es fundamental para evaluar el impact y la utilidad de un software basado en inteligencia artificial para el soporte en la realización de ecografías morfológicas fetales. La información proporcionada será confidencial y utilizada únicamente con fines de investigación. Para ello necesitamos nos proporcione su email. Este formulario le tomará entre 5 y 10 minutos de su tiempo.

* Indica que la pregunta es obligatoria

1. Correo *



DOCUMENTO DE INFORMACIÓN Y CONSENTIMIENTO PARA PROFESIONALES SANITARIOS

Título del estudio:

"Uso de un Software de IA en Ecografías Morfológicas Fetales"

Investigador principal:

Dra. Jara Pascual Mancho
Hospital Universitario Miguel Servet

Finalidad del estudio

El objetivo de este estudio es evaluar la percepción de los profesionales sanitarios sobre la implementación de un software de Inteligencia Artificial en ecografías prenatales. A través de esta encuesta, se recopilarán opiniones sobre su utilidad, facilidad de uso e impacto en la práctica clínica.

Participación voluntaria

La participación en este estudio es completamente voluntaria. Los participantes pueden abandonar la encuesta en cualquier momento sin necesidad de justificar su decisión, y sin que ello tenga repercusiones de ningún tipo en su ámbito profesional.

Metodología

- La recogida de datos se realizará mediante esta encuesta en línea.
- Se solicitarán datos sobre la experiencia profesional (años de ejercicio, centro de trabajo) y opinión sobre el software.
- Los datos serán tratados de manera anónima y solo se utilizarán con fines de investigación.

Confidencialidad y protección de datos

Los datos recopilados serán tratados conforme a la normativa vigente de protección de datos, incluyendo el Reglamento General de Protección de Datos (RGPD). No se recogerán datos personales identificativos y los resultados se publicarán de manera agregada, sin posibilidad de identificación individual.

Beneficios y riesgos

No se prevén riesgos asociados a la participación en este estudio. La información obtenida servirá para mejorar la implementación de nuevas tecnologías en la práctica clínica.

Consentimiento

Al completar y enviar la encuesta, usted declara que:

1. Ha leído y comprendido la información proporcionada.
2. Participa voluntariamente en el estudio.
3. Acepta que los datos proporcionados se utilicen con fines de investigación respetando su anonimato.

Agradecemos su participación.



2. Para continuar con la encuesta, debe marcar la casilla de aceptación en el formulario. *

Selecciona todos los que correspondan.

☐ He leído y acepto participar en este estudio. (Respuesta obligatoria en Google Forms antes d poder avanzar)

Datos Demográficos

Un poco de su trayectoria y su entorno de trabajo

3. Edad *

Selecciona todos los que correspondan.

- ☐ Menos de 30 años
☐ 30-35 años
☐ 36-40 años
☐ 41-50 años
☐ 51 años o más

4. Sexo *

Marca solo un óvalo.

- ☐ Mujer
- ☐ Hombre
- ☐ Prefiero no responder
- ☐ Otros

5. Años de práctica especializada *

Marca solo un óvalo.

- ☐ Menos de 2 años
- ☐ 2 a 4 años
- ☐ 5 a 10 años
- ☐ 11 a 20 años
- ☐ Más de 20 años

6. Años realizando ecografías de diagnóstico prenatal *

Selecciona todos los que correspondan.

- ☐ Menos de 2 años
- ☐ 2 a 4 años
- ☐ 5 a 10 años
- ☐ 11 a 20 años
- ☐ Más de 20 años

7. Lugar de trabajo actual *

Selecciona todos los que correspondan.

- ☐ Hospital
- ☐ CME

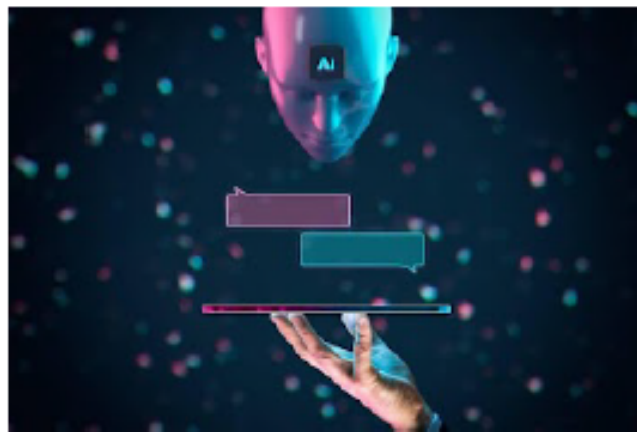
8. Tiempo destinado para una ecografía morfológica fetal de forma rutinaria en su centro: *

Selecciona todos los que correspondan.

- ☐ Menos de 20 minutos
☐ 20 - 30 minutos
☐ 31 - 45 minutos
☐ Más de 45 minutos

Opinión **Antes** del Uso del Software de IA

*Qué idea tiene **antes** de haber usado ninguna ayuda de IA en el diagnóstico prenatal.*



9. ¿Le parece **útil** el uso de un software de IA para la realización de ecografías morfológicas fetales?

Selecciona todos los que correspondan.

- ☐ Muy útil
☐ Algo útil
☐ Indiferente
☐ Poco útil
☐ Nada útil

10. ¿Considera que el uso de un software de IA le ahorraría **tiempo** en la realización de ecografías?

Selecciona todos los que correspondan.

- ☐ Sí, reduciría significativamente el tiempo
- ☐ Sí, reduciría un poco el tiempo
- ☐ No haría diferencia
- ☐ No, me aumentaría el tiempo de la evaluación

11. ¿El uso de un software de IA en ecografías morfológicas le haría sentir **más seguro/a** en su diagnóstico?

Marca solo un óvalo.

- ☐ Sí, aumentaría mi confianza
- ☐ Sí, pero solo en algunos casos
- ☐ No haría diferencia
- ☐ No, me generaría inseguridad

Experiencia **Tras** el Uso del Software de IA

*Nos gustaría saber su opinión **tras** el uso de la ayuda por IA en diagnóstico prenatal*



12. ¿Con cuantas pacientes ha probado el software de IA? *

Selecciona todos los que correspondan.

- ☐ Menos de 5
- ☐ 5-10
- ☐ 10-20
- ☐ Más de 20

13. De éstas, ¿cuantas eran ecografías morfológicas? *

Selecciona todos los que correspondan.

- ☐ Todas
- ☐ 75% aproximadamente
- ☐ 50% aproximadamente
- ☐ menos del 25%

14. **Tiempo** que cree tardó en realizar una ecografía morfológica fetal **con** el software de IA: *

Selecciona todos los que correspondan.

- ☐ Menos tiempo que sin la ayuda del software de IA
- ☐ Igual que sin la ayuda del software de IA
- ☐ Mas tiempo que sin la ayuda del software de IA
- ☐ No sabría decir

15. ¿Cómo calificaría la **precisión** diagnóstica del software de IA en comparación con su práctica ecográfica previa?

Selecciona todos los que correspondan.

- ☐ Mucho más precisa
- ☐ Algo más precisa
- ☐ Igual de precisa
- ☐ Algo menos precisa
- ☐ Mucho menos precisa

16. ¿El uso del software de IA le hizo sentir más **seguro/a** en su diagnóstico en comparación con antes de usarlo?

Selecciona todos los que correspondan.

- ☐ Sí, mucho más seguro/a
- ☐ Sí, algo más seguro/a
- ☐ No noté diferencia
- ☐ Me generó algo de inseguridad
- ☐ Me generó mucha inseguridad

17. El uso del software, ¿le hizo **repetir o añadir** alguna ecografía mas a la paciente, o por el contrario, redujo el número de exploraciones para completar la ecografía satisfactoria?

Selecciona todos los que correspondan.

- ☐ El uso del software me hizo recitar o solicitar otra ecografía extra a la paciente
- ☐ El uso del software no influyó en el número de exploraciones que hice para completar la ecografía de forma satisfactoria
- ☐ El uso del software redujo el numero de exploraciones o ecografías
- ☐ Otro: _____

18. ¿Le **gustaría seguir utilizando** el software de IA en su práctica habitual? *

Selecciona todos los que correspondan.

- ☐ Sí, en todas las ecografías
- ☐ Sí, en las ecografías morfológicas solamente
- ☐ No estoy seguro/a
- ☐ No, preferiría no usarlo

19. ¿Cuáles fueron las principales **dificultades** que encontró al utilizar el software de IA? *

Selecciona todos los que correspondan.

- ☐ Interfaz complicada
- ☐ Dificultad de integración con los equipos actuales
- ☐ Falta de confianza en los resultados
- ☐ Aumento del tiempo de evaluación
- ☐ Aumento del número de exploraciones
- ☐ Ninguna, me pareció fácil de usar
- ☐ Otro: _____

20. ¿Cuáles fueron los principales **beneficios** que encontró en el uso del software de IA? *

Marca solo un óvalo.

- ☐ Mayor precisión diagnóstica
- ☐ Reducción del tiempo de exploración
- ☐ Mayor confianza en el diagnóstico
- ☐ Facilidad de uso
- ☐ Ninguno, no encontré beneficios

Comentarios y Sugerencias

21. ¿Qué mejoraría del software de IA para que sea más útil en la práctica clínica?

22. ¿Tiene alguna recomendación o sugerencia adicional sobre la implementación de IA en este campo?

Agradecimientos

Le agradecemos sinceramente el tiempo y la dedicación que ha invertido en completar esta encuesta. Su valiosa opinión nos ayudará a evaluar el impacto y la utilidad del software de inteligencia artificial en la realización de ecografías obstétricas.

Sus respuestas serán fundamentales para realizar el TFG "Uso de un Software de IA en Ecografías Morfológicas Fetales" y mejorar la implementación de esta tecnología.

¡Gracias por su colaboración y por su compromiso con la innovación en el diagnóstico prenatal!

Atentamente,

- Cayetana Mendivil Gil, estudiante de 6º de medicina
- Jara Pascual Mancho, tutora de TFG 2024-25
- Mauricio Tajada Duaso, tutor de TFG 2024-25

Sin título

¡Muchas gracias!

